

**ANALISIS PENGARUH FUNGSI OPTIMIZER
PADA RESNET 50 UNTUK KLASIFIKASI
PENYAKIT KANKER KULIT**

SKRIPSI

OLEH:

**KRISTINA HEMIANTA LUMBAN GAOL
(208160002)**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MEDAN
AREA MEDAN
2025**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 5/8/25

Access From (repository.uma.ac.id)5/8/25

**ANALISIS PENGARUH FUNGSI OPTIMIZER
PADA RESNET 50 UNTUK KLASIFIKASI
PENYAKIT KANKER KULIT**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area**

Oleh:

KRISTINA HEMIANTA LUMBAN GAOL

(208160002)

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MEDAN
AREA MEDAN
2025**

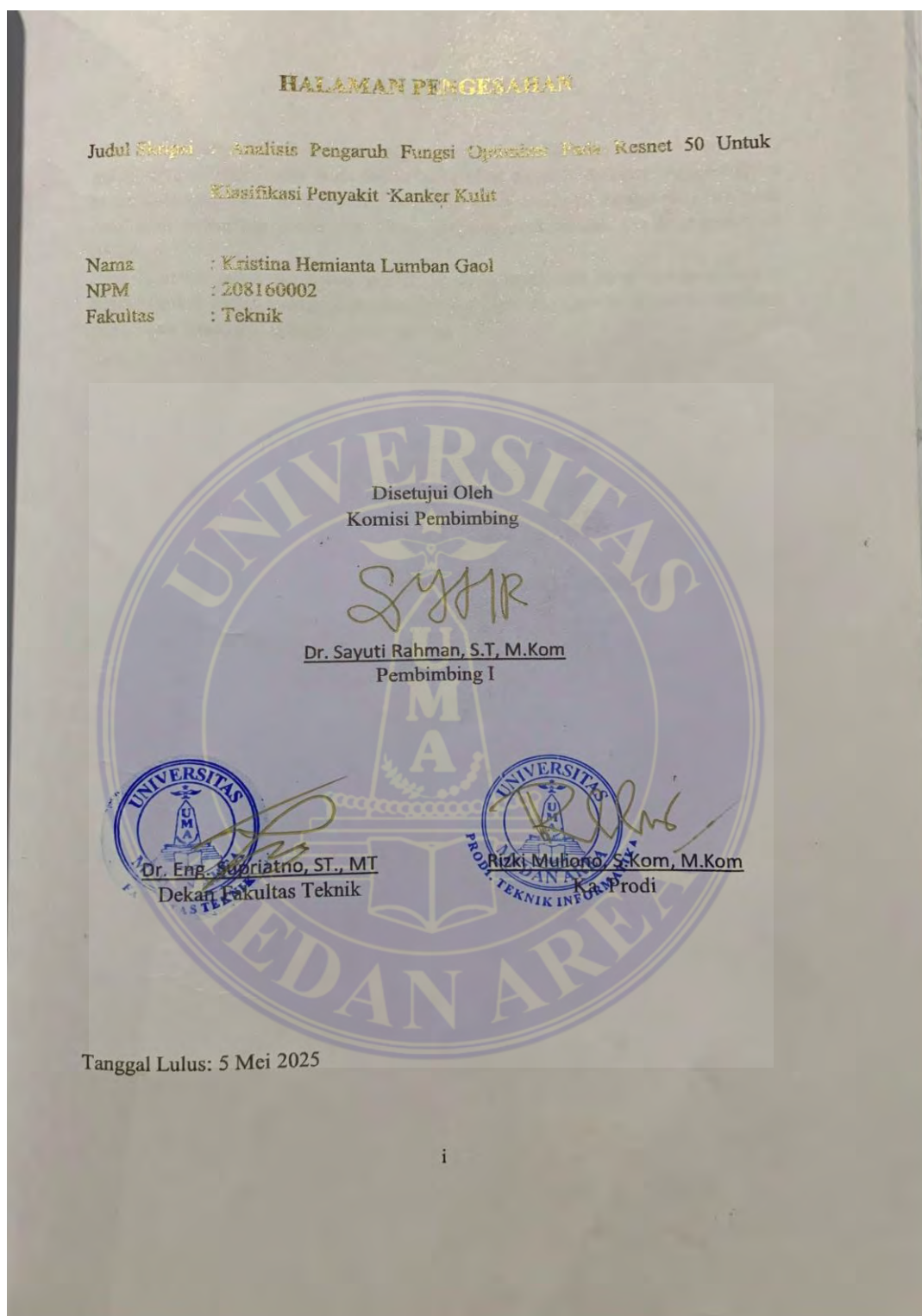
UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 5/8/25

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Access From (repository.uma.ac.id)5/8/25



HALAMAN PERTANYAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar serjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah.

Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 5 Maret 2025



Kristina Hemianta Lumban Gaol
NPM :208160002

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Kristina Hemianta Lumban Gaol
NPM : 208160002
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan Skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 5 Maret 2025
Yang menyatakan



Kristina Hemianta Lumban Gaol
NPM: 208160002

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Kristina Hemianta Lumban Gaol, lahir di Desa Paya Gambar pada tanggal 7 Februari 2001, penulis anak ke dua dari empat bersaudara. dari ayah Marliman Lumban Gaol dan ibu Noveriaty Sitorus Penulis menyelesaikan Pendidikan Sekolah Dasar di SD Negri 101867 Paya Gambar, kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang Sekolah Menengah Pertama di SMP Santa Lusia lalu penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA - SMK Yapim Taruna Sei Rotan dan lulus pada tahun 2020 kemudian penulis melanjutkan kuliah sarjana dengan pendidikan Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area .



KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “ Analisis Pengaruh Fungsi Optimizer Pada Resnet 50 Untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit ini dengan baik.

Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan Strata-1 pada Fakultas Teknik Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area. Dalam proses menyelesaikan skripsi ini, penulis menyadari bahwa tulisan ini masih jauh dari kata sempurna dan juga terdapat banyak kekurangan. Penulis juga mengharapkan kritik dan saran yang sifatnya membangun dari para pembaca. Kemudian penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr.Eng. Supriatno, S.T., M.T. selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom. M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
4. Bapak Dr. Sayuti Rahman, S.T., M.Kom. selaku dosen pembimbing saya yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan memberikan arahan dengan penuh kesabaran dalam proses menyelesaikan skripsi ini.
5. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Medan Area yang selama ini telah membekali penulis dengan ilmu yang sangat bermanfaat.

6. IT Support Teknik Informatika bang Robby Kurniawan Sari Damanik, ST yang telah banyak membantu penulis dalam menyiapkan pemberkasan yang diperlukan dari awal sampai selesai.
7. Teristimewa kepada kedua orang tua penulis, Bapak Marliman Lumban Gaol dan Ibu Noveriaty Sitorus yang dengan penuh kasih sayang telah memberikan semangat dan selalu mendoakan penulis dapat menyelesaikan pendidikan hingga perguruan tinggi.
8. Abang dan Adik tersayang, Amsal Roman Diaz Marbun , Rafael Lumban Gaol Stefani Kezia Lumban gaol, yang selalu mendukung dan membantu serta mendoakan penulis hingga berhasil menyelesaikan pendidikan saat ini.
9. Winda hutagalung, Nurul dan teman-teman Teknik Informatika 2020, terima kasih atas persahabatan dan persaudaraannya selama ini. Semoga Tuhan memudahkan untuk menyelesaikan study S-1 ini dan semoga kita bisa sukses bersama.
10. Dan yang paling terakhir dan paling penting saya mengucapkan terima kasih kepada diri saya sendiri yaitu Kristina Hemianta Lumban Gaol yang telah berusaha kuat sejauh ini walaupun banyak takut dan mengeluhnya tetapi tidak berhenti berusaha dan berjuang. Semoga kedepannya menjadi seseorang yang sukses dan menggapai cita-cita, Amin.

ABSTRAK

Kanker kulit merupakan salah satu jenis kanker yang paling umum di dunia, dengan risiko tinggi jika tidak terdeteksi secara dini. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh berbagai fungsi *optimizer* terhadap akurasi klasifikasi kanker kulit menggunakan *arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-50*. Dengan memanfaatkan dataset *Skin Cancer ISIC 2019 & 2020* yang terdiri dari gambar kulit *benign* dan *malignant*, penelitian ini mengeksplorasi penggunaan beberapa *optimizer*, termasuk Adam, SGD, dan RMSprop, serta variasi *learning rate* (0.01, 0.001, dan 0.0001). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001 menghasilkan akurasi tertinggi mencapai 100% pada data testing, sementara *optimizer* SGD dengan *learning rate* 0.001 juga menunjukkan performa yang baik dengan akurasi 96.67%. Penelitian ini menekankan pentingnya pemilihan *optimizer* dan *learning rate* yang tepat untuk meningkatkan akurasi model dalam klasifikasi kanker kulit. Dari hasil analisis, disimpulkan bahwa *fine-tuning* model CNN dengan *arsitektur ResNet-50* dapat meningkatkan akurasi deteksi kanker kulit secara *signifikan*. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi dini kanker kulit berbasis teknologi kecerdasan buatan yang lebih akurat dan *efisien*, serta menjadi *referensi* bagi praktisi medis dalam diagnosis kanker kulit.

Kata Kunci: Kanker kulit, deteksi dini, *Convolutional Neural Network, ResNet50, optimizer, akurasi*

ABSTRACT

Skin cancer is one of the most common types of cancer in the world, with high risk if not detected early. This research aimed to analyze the effect of various optimizer functions on the classification accuracy of skin cancer using the Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-50 architecture. By utilizing the Skin Cancer ISIC 2019 & 2020 dataset consisting of benign and malignant skin images, this research explored the use of several optimizers, including Adam, SGD, and RMSprop, as well as variations of learning rates (0.01, 0.001, and 0.0001). The results of the research showed that the use of the Adam optimizer with a learning rate of 0.001 produced the highest accuracy, reaching 100% on the test data, while the SGD optimizer with a learning rate of 0.001 also showed good performance with 96.67% accuracy. This research emphasized the importance of selecting the appropriate optimizer and learning rate to improve model accuracy in skin cancer classification. From the analysis results, it was concluded that fine-tuning the CNN model with the ResNet-50 architecture could significantly improve the accuracy of skin cancer detection. This research was expected to contribute to the development of a more accurate and efficient artificial intelligence-based early skin cancer detection system and serve as a reference for medical practitioners in diagnosing skin cancer.

Keywords: *Skin cancer, early detection, Convolutional Neural Network, ResNet-50, optimizer, accuracy*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERTANYAAN	Error! Bookmark not defined.
RIWAYAT HIDUP.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Penelitian	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	 5
2.1 Kanker Kulit.....	8
2.1.1 Kanker Kulit Ganas.....	8
2.1.2 Kanker Kulit Jinak	9
2.2 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	10
2.2.1 <i>Convolution Layer</i>	11
2.2.2 <i>Subsampling Layer</i>	12
2.2.3 <i>Fully Connected Layer</i>	13
2.3 <i>Arsitektur ResNet 50 (Residual Network)</i>	14
2.4 Fungsi <i>Optimizer</i>	14
2.5 Penelitian Terdahulu.....	16
 BAB III METODOLOGI PENELITIAN	 18
3.1 Rancangan Penelitian	18
3.2 Alat dan Bahan Penelitian	18
3.2.1 Perangkat Keras	18
3.2.2 Perangkat Lunak.....	18
3.3 Analisa Data.....	19
3.4 Pengumpulan Data	20
3.5 Alur Penelitian.....	20
3.6 <i>Hyperparameter</i>	22
 BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	 24

4.1 Hasil.....	24
4.2 Pembahasan	28
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	39
5.1 Kesimpulan.....	39
5.2 Saran	39
DAFTAR PUSTAKA	41
LAMPIRAN	43



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu.....	16
Tabel 3. 1 Perangkat Keras.....	17
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak.....	18
Tabel 3. 3 Analisi Data.....	18
Tabel 3. 4 Hyperparameter.....	21
Tabel 4. 1 Kinerja Model.....	24



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1. Kanker Kulit Ganas	9
Gambar 2. 2. Kanker Kanker Jinak	10
Gambar 2. 3. Arsitektur Convolutional Neural Network	11
Gambar 2. 4. Convolution Layer	12
Gambar 2. 5. Subsampling Layer	13
Gambar 2. 6.. Fully Connected Layer	13
Gambar 3. 1. Alur Penelitian	19
Gambar 2. 1. Kanker Kulit Ganas	9
Gambar 2. 2. Kanker Kanker Jinak	10
Gambar 2. 3. Arsitektur Convolutional Neural Network	11
Gambar 2. 4. Convolution Layer	12
Gambar 2. 5. Subsampling Layer	13
Gambar 2. 6.. Fully Connected Layer	13
Gambar 3. 1. Alur Penelitian	19
Gambar 4. 1. Tampilan 4 Data Training	22
Gambar 4. 2 Visualisasi Akurasi Training VS Testing	26
Gambar 4. 3. Accuracy Adam (LR 0.001)	27
Gambar 4. 4. Accuracy Adam (LR 0.0001)	27
Gambar 4. 5. Accuracy SGD (LR 0.01)	28
Gambar 4. 6. Accuracy SGD (LR 0.001)	29
Gambar 4. 7. Accuracy RMSprop (LR 0.001)	30
Gambar 4. 8 Accuracy RMSprop (LR 0.0001)	30
Gambar 4. 9. Accuracy Nadam (LR 0.001)	31
Gambar 4. 10. Accuracy Nadam (LR 0.0001)	31
Gambar 4. 11. Accuracy Adagrad (LR 0.01)	32
Gambar 4. 12, Adagrad (LR 0.001)	32



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kanker kulit merupakan salah satu jenis kanker yang paling umum terjadi di seluruh dunia. Penyakit ini dapat berkembang akibat paparan sinar ultraviolet (UV) yang berlebihan, faktor genetik, serta gaya hidup yang tidak sehat (Yohannes & Al Rivan, 2022). Kurangnya kesadaran masyarakat akan pentingnya deteksi dini merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan keterlambatan diagnosis, yang pada akhirnya meningkatkan risiko komplikasi serta angka kematian (Duanti dkk 2025). Oleh karena itu, diperlukan metode yang akurat dan *efisien* dalam mendeteksi kanker kulit sejak dini agar pengobatan dapat dilakukan lebih cepat dan *efektif*.

Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), metode deep learning, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), semakin banyak digunakan dalam bidang medis, termasuk untuk klasifikasi penyakit kulit (Efrian & Latifa, 2022). *ResNet-50* merupakan salah satu arsitektur CNN yang terkenal karena kemampuannya dalam menangani masalah degradasi pada jaringan yang lebih dalam. Namun, pemilihan fungsi *Optimizer* yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa model dalam mengklasifikasikan kanker kulit. Berbagai jenis *Optimizer*, seperti *Adam*, *SGD*, dan *RMSprop*, memiliki keunggulan masing-masing dalam meningkatkan akurasi model serta mempercepat konvergensi selama pelatihan (Saputra, 2023). Oleh karena itu, diperlukan analisis

mendalam terhadap pengaruh fungsi *optimizer* terhadap performa *ResNet-50* dalam mengklasifikasikan kanker kulit.

Pada penelitian ini, *variabel* utama yg dianalisis adalah fungsi *optimizer* menjadi faktor yang mampu mempengaruhi akurasi model klasifikasi. *Optimizer* artinya *algoritma* yang digunakan buat mengupdate bobot (Studi dkk., 2024). Sementara itu, *ResNet-50* adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* melalui metode *residual learning*. Dengan memanfaatkan dataset *Skin Cancer ISIC 2019 & 2020* yang berisi gambar kulit dalam kategori benign dan malignant, penelitian ini bertujuan untuk menemukan *optimizer* yang memberikan hasil terbaik dalam klasifikasi kanker kulit menggunakan *ResNet-50*. Penelitian mengenai klasifikasi kanker kulit menggunakan CNN telah banyak dilakukan. Misalnya, penelitian yang dilakukan sang (Ajrana, 2022) yang memakai CNN buat mendeteksi *melanoma* berasal citra kulit, menggunakan hasil yg menunjukkan taraf akurasi yang sangat tinggi, bahkan setara dengan dermatologis berpengalaman. Selain itu, penelitian oleh (Ashari dkk., 2024). Sistem berbasis AI buat pembagian terstruktur mengenai jenis-jenis kanker kulit lainnya, menggunakan akibat yang memberikan bahwa teknologi ini bisa memberikan diagnosa yang lebih cepat dan seksama dibandingkan dengan metode tradisional.

Meningkatkan secara optimal model CNN, terutama pada *arsitektur ResNet*, memerlukan pemilihan fungsi *optimizer* yang sempurna buat meningkatkan kinerja model. (Sarasuartha Mahajaya dkk., 2024). Memperkenalkan *optimizer Adam* yang banyak dipergunakan dalam aneka macam penelitian karena kemampuannya buat meningkatkan kecepatan *konvergensi* serta meningkatkan akurasi. Adam

menggabungkan keuntungan dari 2 *optimizer* sebelumnya, yaitu momentum dan *adaptive learning rate*, yang memungkinkannya untuk mengatasi tantangan dalam pelatihan model *deep learning*.

Penelitian oleh (Ganang Pradana dkk., 2024) mengkaji pengaruh berbagai fungsi optimizer pada arsitektur *ResNet* dalam klasifikasi citra medis, termasuk deteksi kanker kulit. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemilihan *optimizer* yang sesuai dapat memberikan peningkatan signifikan dalam akurasi dan waktu pelatihan. Dalam penelitian ini, mereka mengeksplorasi penggunaan beberapa *optimizer*, seperti SGD, Adam, dan RMSprop, dan menemukan bahwa optimizer Adam memberikan hasil yang paling optimal dalam konteks klasifikasi citra medis.

Penelitian ini terletak pada eksplorasi mendalam terhadap pengaruh berbagai fungsi optimizer terhadap kinerja *ResNet-50*. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan wawasan bagi pengembang sistem deteksi kanker kulit berbasis deep learning agar dapat memilih optimizer yang optimal dalam meningkatkan akurasi model. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi referensi bagi praktisi medis dalam mengadopsi teknologi kecerdasan buatan guna mendukung diagnosis yang lebih cepat dan akurat.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis sejauh mana fungsi *optimizer* berpengaruh terhadap performa *ResNet-50* dalam klasifikasi kanker kulit. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi mengenai *optimizer* terbaik yang dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dan *efisiensi* model klasifikasi kanker kulit, sehingga dapat diterapkan dalam sistem deteksi dini yang lebih akurat dan dapat diandalkan.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini berfokus di pengaruh aneka macam fungsi *optimizer* terhadap akurasi penjabaran kanker kulit memakai arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-50*. Penelitian ini bertujuan buat mengeksplorasi bagaimana pemilihan *optimizer* dan *variasi learning rate* dapat memengaruhi kinerja model dalam mengklasifikasikan gambar kanker kulit jinak dan ganas. dengan demikian, penelitian ini ingin mengidentifikasi *optimizer* yang menyampaikan performa terbaik dan memahami faktor-faktor yang memengaruhi *efektivitas* contoh *deep learning* pada *diagnosis* kanker kulit.

1.3 Batasan Penelitian

Dapat disimpulkan batasan masalah penelitian yaitu :

1. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang berasal dari kaggle yaitu <https://www.kaggle.com/datasets/sallyibrahim/skin-cancer-isic-2019-2020-malignant-or-benign>
2. Citra yang digunakan dari *Skin Cancer ISIC 2019 & 2020* berukuran 224 x 224 pixel.
3. Kanker kulit yang diteliti yaitu kanker kulit jinak dan ganas.
4. Metode yang digunakan yaitu *Convolutional Neural Networt (CNN)* dengan *arsitektur Resnet 50*.
5. Format citra yang digunakan adalah Jpg.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menganalisis pengaruh berbagai fungsi *optimizer* terhadap akurasi klasifikasi kanker kulit menggunakan *ResNet-50*.

2. Mengidentifikasi dan menentukan fungsi *optimizer* yang memberikan performa terbaik dalam meningkatkan akurasi klasifikasi kanker kulit.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah:

1. Menambah wawasan dan literatur ilmiah terkait penerapan deep learning, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50* dalam klasifikasi kanker kulit.
2. Memberikan solusi berbasis teknologi yang dapat digunakan dalam sistem deteksi dini kanker kulit, sehingga dapat membantu tenaga medis dalam melakukan diagnosis yang lebih cepat dan akurat.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang diajukkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Membahas latar belakang pentingnya deteksi dini kanker kulit dan peran teknologi deep learning, khususnya *ResNet-50*. Rumusan masalah dan tujuan penelitian difokuskan pada analisis pengaruh berbagai fungsi *optimizer* terhadap akurasi klasifikasi. Penelitian dibatasi pada data sekunder dari *Kaggle* dengan citra 224x224 piksel, dua jenis kanker kulit, dan format JPG. Manfaatnya untuk menambah literatur ilmiah dan mendukung deteksi kanker kulit berbasis teknologi.

Sistematika penulisan menggambarkan susunan isi penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Kanker kulit terbagi menjadi jinak dan ganas, dengan risiko penyebaran pada jenis ganas. Deteksi otomatis menggunakan CNN, khususnya *arsitektur ResNet-50*,

efektif untuk klasifikasi citra karena mampu mengatasi vanishing gradient. Fungsi optimizer seperti *Adam*, *SGD*, *Adagrad*, dan *RMSProp* memengaruhi akurasi model. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ResNet-50 dengan *optimizer* yang tepat dapat meningkatkan akurasi klasifikasi kanker kulit.

BAB III METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan kuantitatif untuk menguji pengaruh berbagai fungsi optimizer pada arsitektur *ResNet50* dalam klasifikasi kanker kulit. Dataset *Skin Cancer ISIC 2019 & 2020* dari *Kaggle* digunakan, terdiri dari gambar jinak dan ganas berukuran 224x224 piksel. Proses meliputi preprocessing, augmentasi, pelatihan, tuning hyperparameter (*optimizer*, *learning rate*, *batch size*, *epochs*), dan evaluasi model. Model dilatih di Google Colab menggunakan Python, dengan perangkat laptop HP berprosesor *Intel Core i3*. Dataset dibagi menjadi 8000 data latih, 1100 validasi, dan 1100 uji.

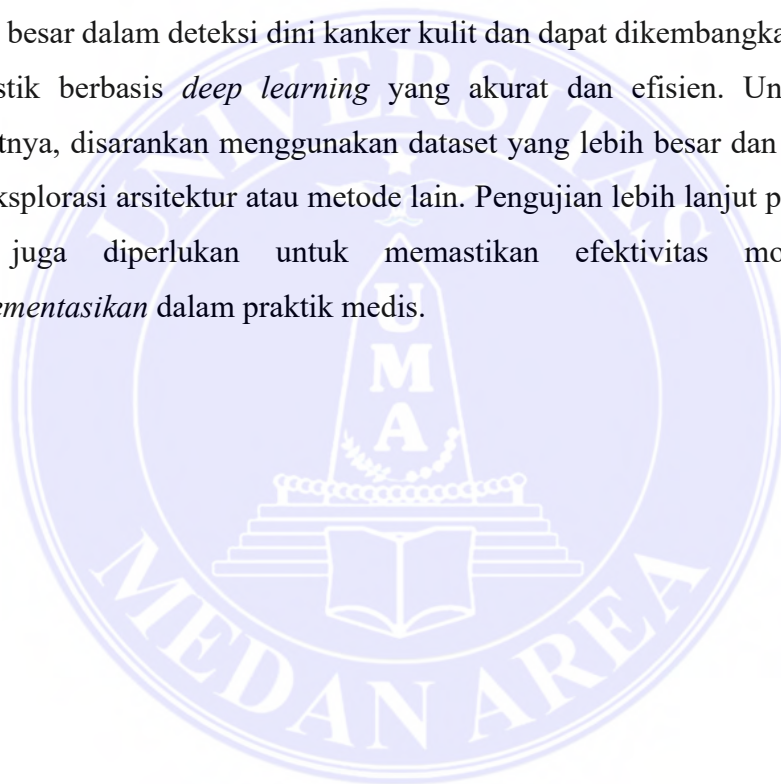
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset *Skin Cancer ISIC 2019–2020* yang telah melalui proses pra-pemrosesan dan augmentasi untuk meningkatkan akurasi model. Arsitektur *CNN ResNet-50* diterapkan dengan *dense layer* 512 neuron dan fungsi aktivasi softmax untuk klasifikasi dua kelas. Model dilatih dengan beberapa variasi *optimizer* (*Adam*, *SGD*, *RMSprop*, *Adagrad*, *Nadam*) dan *learning rate* (0.01, 0.001, 0.0001) selama 10 *epoch*. Hasil terbaik diperoleh dari *optimizer SGD* dengan *learning rate* 0.001 yang mencapai akurasi *training* 92.08% dan *testing* 96.67%, bahkan beberapa kombinasi lain seperti *RMSprop* 0.0001 mencapai akurasi *testing*

100%. Hal ini menunjukkan bahwa *fine-tuning ResNet-50* efektif dan penggunaan learning rate kecil menghasilkan performa model yang lebih stabil dalam klasifikasi kanker kulit.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0.001 menghasilkan akurasi tertinggi (100%) dalam klasifikasi kanker kulit menggunakan *arsitektur ResNet50*, dengan *learning rate* kecil terbukti lebih stabil pada *optimizer* lain seperti SGD dan RMSprop. Pendekatan ini menunjukkan potensi besar dalam deteksi dini kanker kulit dan dapat dikembangkan menjadi alat diagnostik berbasis *deep learning* yang akurat dan efisien. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam serta mengeksplorasi arsitektur atau metode lain. Pengujian lebih lanjut pada data dunia nyata juga diperlukan untuk memastikan efektivitas model sebelum *diimplementasikan* dalam praktik medis.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

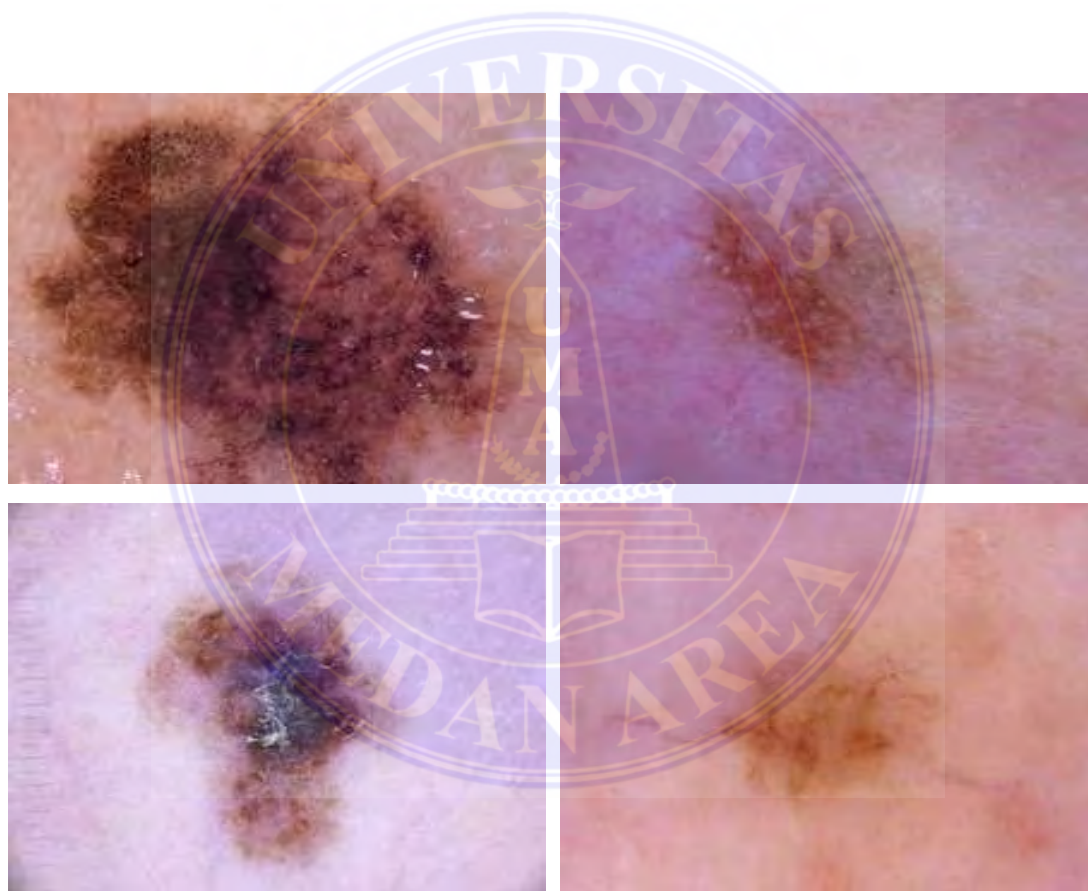
2.1 Kanker Kulit

Kanker kulit adalah kondisi di mana sel-sel abnormal di kulit tumbuh tanpa kontrol, mengancam jaringan dan organ di sekitarnya. Kanker kulit terbagi menjadi dua jenis utama yaitu jinak (*benign*) dan ganas (*malignant*). Sementara kanker kulit ganas (*malignant*) dapat menyebar, kanker kulit jinak (*benign*) tidak dapat menyebar. Kanker adalah salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia. Kanker terjadi ketika sel-sel tubuh tumbuh secara abnormal dan berubah menjadi ganas. Sel-sel ini dapat berkembang lebih lanjut dan menyebar ke bagian tubuh lainnya, yang dapat berakibat fatal. Sel-sel yang mengalami mutasi mulai tumbuh dan membelah lebih cepat dan tidak terkendali dibandingkan dengan sel-sel normal. (Kulit dkk., 2023).

2.1.1 Kanker Kulit Ganas

Kanker kanker ganas merupakan jenis kanker yang memiliki sifat agresif dan berpotensi menyebar dengan cepat ke bagian tubuh lainnya. Kanker ini terdiri asal sel-sel yg tumbuh secara tidak terkendali serta bisa menyerang jaringan sehat di sekitarnya dan menyebar melalui aliran darah (Duanti dkk., 2025). Tanda-tanda kanker ganas bervariasi tergantung di jenis dan lokasi kanker, tetapi beberapa gejala umum yang dapat muncul mencakup penurunan berat badan yg tidak bisa dijelaskan, kelelahan ekstrem, demam dan berkeringat pada malam hari, dan nyeri yang tidak hilang meskipun sudah beristirahat. Selain itu, perubahan di kulit seperti kuning, gelap, atau luka

yang tidak sembuh-sembuh, perubahan pada buang air akbar atau mungil seperti diare berkepanjangan, sembelit, atau darah pada urine atau tinja pula mampu sebagai tanda kanker. Batuk atau bunyi serak yang tidak hilang, benjolan atau pembengkakan di bagian tubuh mirip payudara, testis, atau leher, kesulitan menelan atau gangguan pencernaan, serta perdarahan atau memar yang tidak biasa juga artinya gejala yg harus diwaspadai. Penting untuk segera berkonsultasi dengan dokter (Setiabudi dkk., 2021). Berikut merupakan gambar kanker ganas :

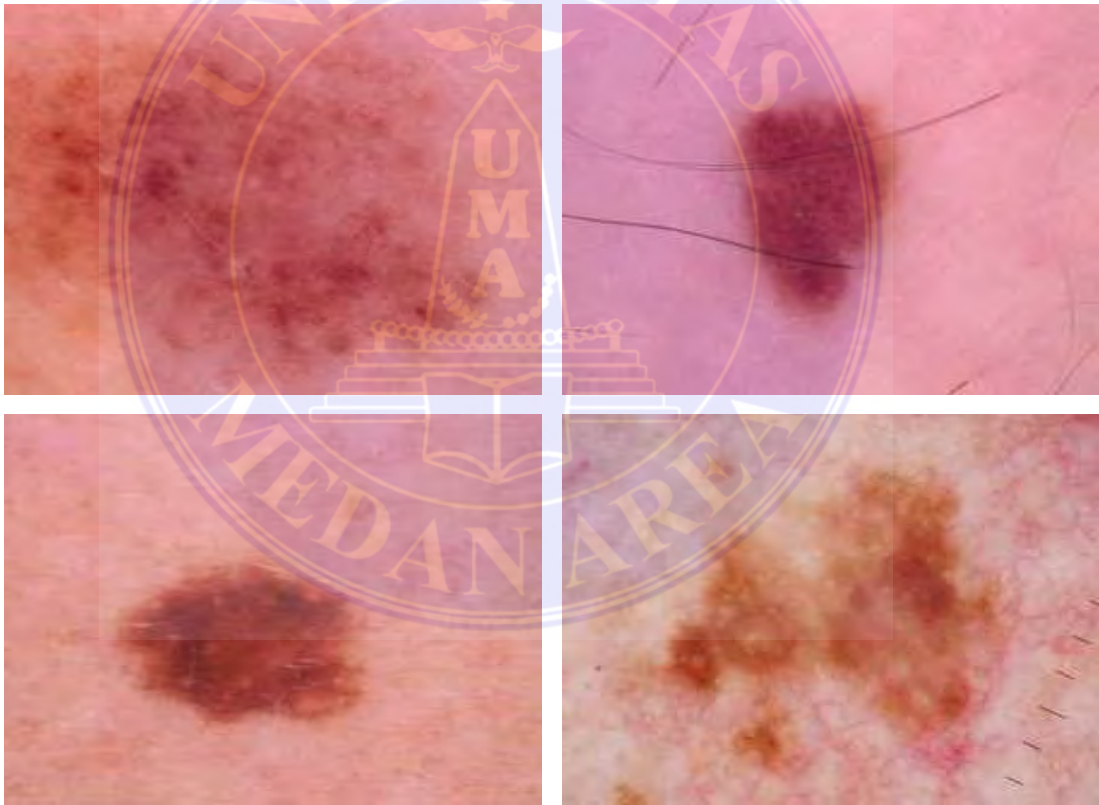


Gambar 2. 1. Kanker Kulit Ganas

2.1.2 Kanker Kulit Jinak

Kanker jinak adalah jenis tumor yang tumbuh lambat, tidak bersifat agresif, dan tidak menyebar ke bagian tubuh lain. Tumor ini tidak menyerang jaringan di sekitarnya dan cenderung tetap terlokalisasi di tempat asalnya, sering memiliki

batas yang jelas sehingga lebih mudah diangkat melalui pembedahan. Meskipun tidak bersifat agresif seperti tumor ganas, tumor jinak bisa menyebabkan masalah kesehatan jika tumbuh terlalu besar dan menekan organ atau struktur di sekitarnya, menyebabkan nyeri atau gangguan fungsi. Contoh tumor jinak termasuk *lipoma*, *fibroma*, dan *adenoma*. Pengobatan biasanya melibatkan *observasi* atau pembedahan untuk mengangkat tumor, terutama jika menyebabkan gejala atau memiliki potensi untuk berubah menjadi ganas, dengan prognosis yang umumnya sangat baik setelah pengobatan (Putra dkk, 2024). Berikut merupakan gambar kanker jinak :

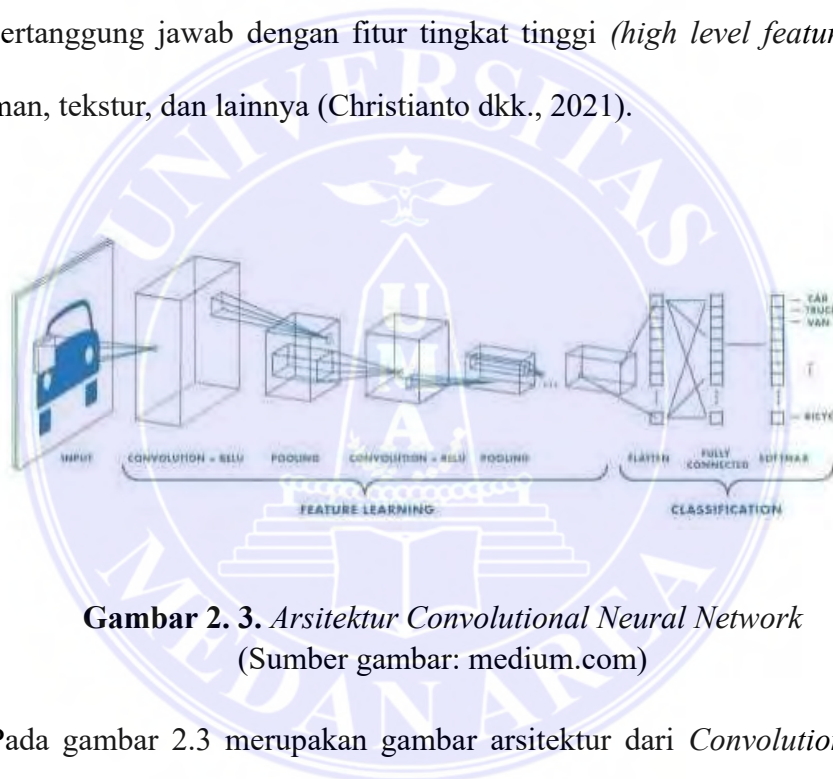


Gambar 2. 2. Kanker Kanker Jinak

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah salah satu jenis perhitungan *neural network* yang sering digunakan pada pengolahan citra untuk mendeteksi dan

mengenal objek pada sebuah *image* (Efrian & Latifa, 2022). *Convolution Layer* (Lapisan *konvolusi*) merupakan proses menerapkan filter pada gambar. Pada proses *konvolusi* terdapat perkalian matriks antara filter atau kernel dan area pada citra. Pada arsitektur jaringan CNN bisa memiliki lebih dari satu lapisan *convolution layer*. Lapisan *convolutional* pertama bertanggung jawab untuk mendapatkan informasi dari gambar yang memuat fitur tingkat rendah (*low level features*) seperti tepi *horizontal*, tepi *vertikal*, warna, orientasi *gradien*. Pada lapisan selanjutnya akan bertanggung jawab dengan fitur tingkat tinggi (*high level features*) seperti ketajaman, tekstur, dan lainnya (Christianto dkk., 2021).



Gambar 2. 3. *Arsitektur Convolutional Neural Network*
(Sumber gambar: medium.com)

Pada gambar 2.3 merupakan gambar arsitektur dari *Convolutional Neural Network*. Secara umum tahapan klasifikasi CNN dibagi menjadi 2 bagian besar yaitu *feature learning* dan *classification*. Berikut adalah penjelasan tahapan dari arsitektur CNN tersebut.

2.2.1 *Convolution Layer*

Convolution layers adalah bagian *layer* pada CNN merupakan inti dari sistem sebagai perhitungan terhadap pada lebar, tinggi, serta kedalaman pada gambar dan

kernel. *Convolution layers* ini berfungsi untuk filter dan *feature map* dalam masukan gambar (Mustafa dkk ., 2024).

$$\begin{array}{c} \text{Input} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \times \begin{array}{c} \text{Kernel} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array} = \begin{array}{c} \text{Output} \end{array} \begin{array}{|c|c|c|} \hline 4 & 3 & 4 \\ \hline 2 & 4 & 3 \\ \hline 2 & 3 & 4 \\ \hline \end{array}$$

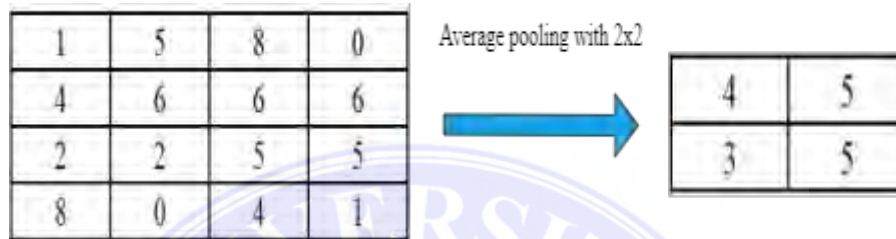
Gambar 2. 4. Convolution Layer
(Mustafa dkk ., 2024)

2.2.2 Subsampling Layer

Model Keras ini memakai *ResNet50* sebagai *backbone* buat ekstraksi fitur, menggunakan pengaturan *include_top=False* dan pooling rata-rata buat membentuk representasi fitur dari gambar ukuran 224x224 *piksel* (RGB). setelah *ResNet50*, dibubuhi lapisan *Dense* memakai 512 *neuron* serta aktivasi *ReLU*, dilengkapi menggunakan *regularisasi L2* (faktor 0.01) buat mengurangi *overfitting*. Lapisan *Dropout* 50% juga dibubuhi buat mencegah *overfitting* lebih lanjut. Lapisan *Dense* terakhir mempunyai jumlah *neuron* sesuai menggunakan jumlah kelas yang akan terjadi (dua kelas) serta menggunakan aktivasi *softmax* buat pembagian terstruktur mengenai. model ini dikompilasi menggunakan *optimizer*

Nadam (laju pembelajaran 0.001) serta fungsi *loss categorical_crossentropy*. Akurasi model di data pelatihan dan validasi mampu diakses melalui objek *history*, memberikan kemampuan model di mengenali pola, contohnya, akurasi pembinaan 90% dan akurasi pengujian 85% membagikan performa yang baik meskipun terdapat sedikit penurunan di data pengujian. Selain mengurangi dimensi dan komputasi, subsampling jua memberikan keuntungan tambahan pada hal ketahanan

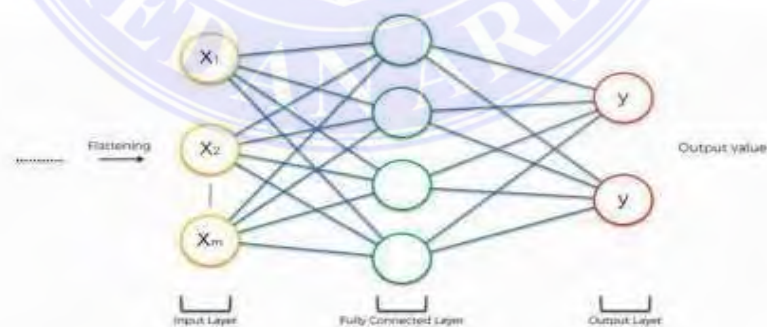
terhadap pergeseran mungil di gambar input, yang dikenal sebagai *translational invariance*. adalah, fitur yg terdeteksi oleh contoh permanen konsisten meskipun objek pada gambar sedikit bergeser. Hal ini krusial buat mempertinggi kemampuan generalisasi contoh, sehingga model dapat mengenali objek dengan lebih baik meskipun ada variasi dalam posisi atau *orientasi* objek pada gambar (Cahya, 2021)



Gambar 2. 5. Subsampling Layer
(Cahya, 2021)

2.2.3 Fully Connected Layer

Fully connected layer adalah *layer* yang terdapat pada bagian terakhir. Setiap neuron terhubung dalam satu *layer* dengan *layer* yang sebelum atau sesudahnya. *Layer* ini sering digunakan sebagai *output layer (classifier)* dari *arsitekstur CNN* (Ding dkk., 2021)



Gambar 2. 6.. Fully Connected Layer (Ding dkk., 2021)

2.3 *Arsitektur ResNet 50 (Residual Network)*

ResNet, yang diperkenalkan oleh (Hendarawan dkk 2023). adalah salah satu arsitektur CNN yang berhasil mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang sangat dalam. *ResNet* menggunakan *residual block*, yang memungkinkan model untuk mempelajari *representasi* yang lebih kompleks tanpa kehilangan akurasi. *Arsitektur ResNet* telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah, klasifikasi citra medis, dan deteksi objek. Pada penelitian ini, *ResNet 50* digunakan sebagai arsitektur dasar untuk klasifikasi kanker kulit. *ResNet 50* memiliki 50 lapisan yang terdiri dari *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*, yang dirancang untuk menghasilkan akurasi tinggi pada tugas-tugas klasifikasi citra.

2.4 *Fungsi Optimizer*

Optimizer adalah algoritma yang digunakan untuk memperbarui bobot dalam proses pelatihan model jaringan syaraf tiruan. *Optimizer* berperan penting dalam mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi model (Eyni Alfia & Waseso, 2020). Beberapa fungsi *optimizer* yang umum digunakan adalah:

2.4.1 *Adaptive Movement Estimation (Adam)*

Adam adalah algoritma *optimasi* yang dapat digunakan sebagai pengganti prosedur penurunan *gradien* stokastik klasik untuk memperbarui bobot jaringan secara iteratif berdasarkan data pelatihan. Adam dipresentasikan oleh Diederik Kingma dari OpenAI dan Jimmy Ba dari University of Toronto dalam makalah (poster) ICLR 2015 berjudul “Adam : *A Method for Stochastic Optimization*”(Kingma and Ba 2015).

Adam merupakan pengembangan dari Adagrad serta kombinasi antara RMSProp dan *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan momentum (Jais, Ismail,

and Nisa 2019). Metode ini sangat efisien secara komputasi dan dalam prosesnya sedikit memori yang dibutuhkan. Adam *optimizer* salah satu algoritma *gradient descent* yang sering digunakan

2.4.2 *Stochastic Gradient Descent (SGD)*

Stochastic Gradient Descent biasa disebut sebagai *incremental gradient descent*. Metode ini mencari suatu bobot baru dengan metode pengambilan salah satu data dari semua data *training*, sesudah itu SGD melakukan Analisa dari setiap data yang diambil. Menfaat memakai SGD yaitu mengurangi penggunaan memori yang diperlukan disaat pemrosesan bobot baru.

1. *Adaptive Gradient Algorithm (Adagrad)*

Adagrad merupakan suatu metode *adaptive learning rate*. Pada metode ini learning rate akan dijadikan parameter. *Adagard* menghilangkan keperluan untuk melakukan *adaptasi learning rate* secara manual. Tetapi, algoritma *optimasi* ini memiliki kekurangan yaitu learning rate yang terus menjadi kecil hingga tidak dapat lagi dilatih

2. *Root Mean Square Propagation (RMSProp)*

Metode ini merupakan penyempurnaan dari kekurangan yang ada pada *Adagrad* dengan memakai moving average dari gradient kuadrat. Metode *RMSProp* memakai besarnya *gradient descent* terbaru guna menormalkan *gradient*. *Learning rate* pada metode ini deselaraskan dengan cara otomatis serta memakai learning rate yang berlainan untuk setiap *parameter*. RMSProp memisah learning rate dengan rata-rata keseluruhan eksponensial dari gradient descent.

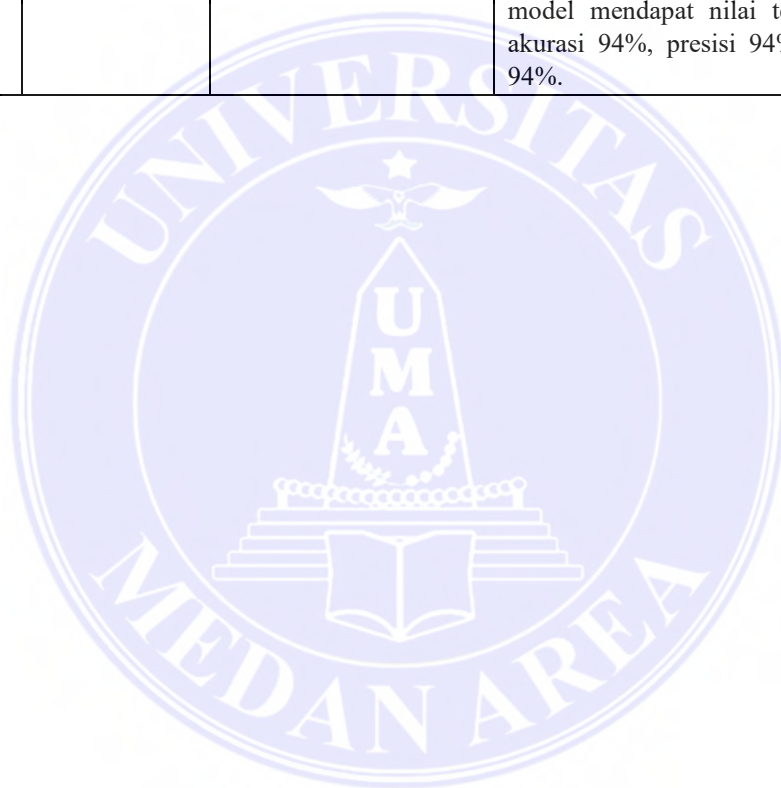
2.5 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu telah mengeksplorasi penggunaan CNN dalam deteksi penyakit alergi dan aplikasi medis lainnya.

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul Penelitian	Hasil
1	(Sujatmiko et al., 2022)	<i>Convolution Neural Network</i> Dengan Desain Jaringan Resnet Sebagai Metode Klasifikasi Tumor Kulit	Penelitian ini menggunakan variasi model arsitektur <i>ResNet18</i> , <i>ResNet-50</i> dan <i>ResNet-101</i> . Penelitian ini menggunakan 1440 data training untuk citra benigna, 1197 citra maligna, dan 797 citra normal. Hasil akurasi yang dihasilkan saat klasifikasi 3 jenis kulit berkisar antara 92,60% sampai dengan 92,90% sedangkan untuk 2 jenis kulit berkisar antara 88,03% sampai dengan 89,39%.
2	(Putra et al., 2024)	<i>Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network</i> (Resnet-50) Untuk Klasifikasi Kanker Kulit Benign dan Malignant	Penelitian ini menggunakan dataset berupa 5000 data latih kanker kulit benign dan 4600 data latih kanker kulit malignant. Model CNN yang telah dirancang dengan epoch 50 menggunakan optimizer Adam dan batch size sebesar 54 serta melibatkan beberapa 15imana augmentasi data guna meningkatkan keragaman dataset. Hasil akurasi model sebesar 94,88 % dan loss sebesar 13,24%.
3	(Handoko Adji Pangestu & Kusrini, 2024)	Peningkatan Kinerja Arsitektur ResNet50 Untuk Menangani Masalah Overfitting dalam Klasifikasi Penyakit Kulit	Hasil menunjukkan bahwa penambahan lapisan dense dan finetuning secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi. Variasi model tanpa penambahan lapisan dense mencapai akurasi sekitar 90%, sementara model dengan fine-tuning mencapai akurasi sekitar 94%, dan model dengan penambahan lapisan dense dan finetuning mencapai akurasi sekitar 92%.

4	(Raka Satria & Pardede Jasman, 2022)	Image Captioning menggunakan Metode Resnet50 Dan Long Short Term Memory	Pada analisis output dilakukan analisis hasil BLEU scoring pada setiap perbedaan gambar dan jumlah epoch. Agar dapat mengukur perbedaan hasil BLEU scoring dari perbedaan gambar dan perbedaan jumlah epoch. Hasil score BLEU menunjukkan bahwa score terbesar bernilai 79,7455% pada Epoch 100 dan Gambar kesatu.
5	(Hendarawan et al., 2023)	Klasifikasi Retak Ban Kendaraan Menggunakan Arsitektur ResNet50	Arsitektur ResNet50 menggunakan model Transfer Learning 17imana model tidak memerlukan pelatihan atau penyesuaian layer. Dari 6 skenario parameter tunning yang dilakukan model mendapat nilai terbaik untuk akurasi 94%, presisi 94% dan recall 94%.



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan kuantitatif untuk menguji *efektivitas* analisis pengaruh fungsi *optimizer* pada Resnet 50 untuk klasifikasi penyakit kanker kulit. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap mulai dari pengumpulan data, preprocessing data, pelatihan model, *evaluasi* model, hingga analisis hasil.

3.2 Alat dan Bahan Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra kanker kulit yang diperoleh dari dataset *Skin Cancer ISIC 2019 dan 2020*, yang tersedia di Kaggle. Dataset ini terdiri dari gambar kanker kulit jinak dan ganas dengan ukuran 224 x 224 pixel dalam format JPG.

3.2.1 Perangkat Keras

Tabel 3. 1 Perangkat Keras

No	Perangkat keras	Deskripsi
1	Perangkat	Laptop HP 14S-dq5127TU
2	Processor	Intel Core™ i3-1215U (up to 4.4 GHz with Intel Turbo Boost Technology, 10 MB L3 cache, 6 cores, 8 threads)
3	Monitor	14 inch
4	RAM	4 GB

3.2.2 Perangkat Lunak

Berikut table perangkat lunak yang digunakan

Tabel 3. 2 Perangkat Lunak

No	Perangkat Lunak	Deskripsi
1	Sistem Operasi	<i>Windows 11 Home Single Language – HP recommends Windows 11 Pro for business</i>
2	<i>Tools Pemograman</i>	<i>Google Colab</i> — <i>RAM : 8 GB Disk : 256 GB GB</i>
3	Bahasa Pemrograman	<i>Python</i>

3.3 Analisi Data

Analisis data citra melibatkan penggunaan 8000 data *training* (jumlah kelas jinak 4000 dan jumlah kelas ganas 4000), data *validation* berjumlah 1100 (jumlah kelas jinak 550 dan kelas ganas 550), dan data *testing* berjumlah 1100 (jumlah kelas jinak 550 dan kelas ganas 550). Data ini akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian model. Pembagian dataset antara data training dan data testing dapat dilihat pada Tabel 3.3, yang akan menjadi panduan utama dalam pengembangan dan evaluasi model. Pemilihan jumlah citra ini mungkin didasarkan pada kebutuhan untuk memastikan representasi yang memadai dari kedua jenis tumor, serta untuk menghasilkan model yang dapat diandalkan dalam diagnosis dan analisis lebih lanjut.

Tabel 3. 3 Analisi Data

Pembagian Data	Jumlah Data	Kelas Jinak	Kelas Ganas
<i>Testing</i>	1100	550	550
<i>Validation</i>	1100	550	550
<i>Training</i>	8000	4000	4000

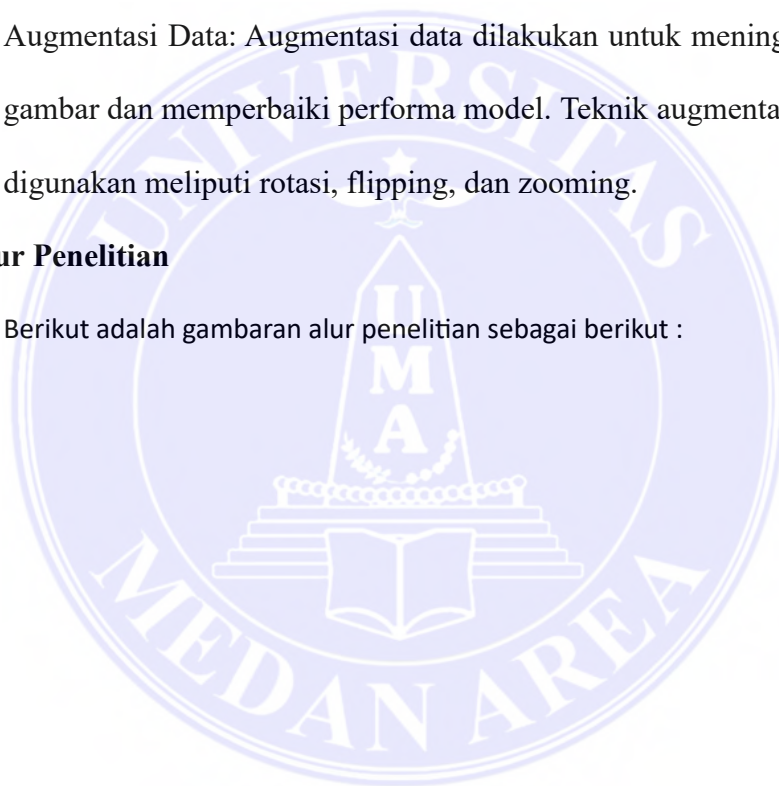
3.4 Pengumpulan Data

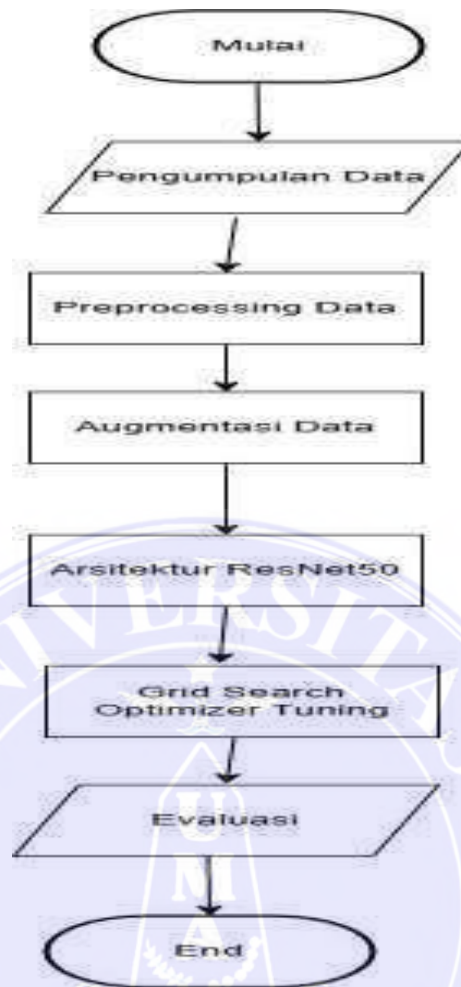
Data dikumpulkan melalui platform Kaggle, yang menyediakan akses terbuka ke dataset *Skin Cancer ISIC*. Proses pengumpulan data meliputi:

1. Unduh Dataset: Dataset *Skin Cancer ISIC* 2019 dan 2020 diunduh dari Kaggle menggunakan API.
2. Pemisahan Data: Dataset dibagi menjadi tiga bagian: data pelatihan, data validasi, dan data pengujian.
3. Augmentasi Data: Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi gambar dan memperbaiki performa model. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi rotasi, flipping, dan zooming.

3.5 Alur Penelitian

Berikut adalah gambaran alur penelitian sebagai berikut :





Gambar 3. 1. Alur Penelitian

Pada Gambar 3.1, proses penelitian dimulai dengan mengunduh dataset gambar kanker kulit dari ISIC, yang terdiri dari gambar berformat JPG. Dataset ini dibagi menjadi tiga set: data *training*, data *validation*, dan data *testing*. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* data dengan *resize* gambar menjadi ukuran 224 x 224 *pixel* untuk memastikan konsistensi ukuran gambar di seluruh *dataset*. Proses *preprocessing* juga mencakup augmentasi data guna meningkatkan keragaman dataset, yang meliputi teknik-teknik seperti *rotasi*, *flipping*, dan *zooming*. Tahap berikutnya adalah penggunaan *arsitektur ResNet50*, salah satu varian dari *Residual Networks (ResNet)*. *ResNet50* memiliki 50 lapisan dan memperkenalkan konsep *residual learning*, di mana input dari lapisan tertentu dilewati langsung ke lapisan

berikutnya untuk menghindari penurunan kinerja pada jaringan yang sangat dalam. *Arsitektur* ini sangat cocok untuk tugas klasifikasi gambar dengan *dataset* besar dan kompleks. Setelah itu, dilakukan tuning optimizer menggunakan metode *grid search*. Pada tahap ini, semua lapisan dari *ResNet50* dibekukan dan hanya lapisan tambahan (*Dense dan Dropout*) yang dilatih. Model kemudian dilatih ulang dengan menggunakan *hyperparameter* yang telah ditentukan, seperti *learning rate*, *batch size*, jumlah *epochs*, *step per epoch*, dan *optimizer*. Setelah pelatihan, evaluasi hasil dilakukan untuk membandingkan akurasi model yang telah melalui *grid search optimizer tuning*. Model dengan akurasi terbaik dipilih sebagai model akhir. Jika hasil akurasi belum memuaskan, proses *grid search optimizer tuning* akan diulang hingga mencapai hasil yang diinginkan.

3.6 Hyperparameter

Hyperparameter yang berfungsi untuk mengontrol berbagai aspek dari model dan proses pelatihan yang tidak dioptimalkan selama pelatihan, *hyperparameter* yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

Tabel 3.4. Hyperparameter

<i>Hyperparameter</i>	Nilai	Penjelasan
<i>Learning Rate</i>	0.01, 0.001, dan 0.0001	Menentukan ukuran langkah yang diambil model dalam mengupdate bobot selama backpropagation. Dipilih untuk konvergensi stabil dan cepat..
<i>Batch Size</i>	30	Jumlah sampel yang diproses sebelum model memperbarui bobotnya. Dipilih untuk keseimbangan antara stabilitas pelatihan dan efisiensi komputasi.
<i>Epochs</i>	30	Jumlah siklus penuh di mana model melihat seluruh dataset. Dipilih untuk memastikan model belajar fitur yang diperlukan tanpa overfitting.

<i>Optimizer</i>	Adam, SGD,dan RMSprop,Adagrad, Nadam	Berfungsi untuk memperbarui bobot model selama pelatihan untuk meminimalkan fungsi kerugian.
<i>Step per epoch</i>	150	Mengatur jumlah batch yang diproses dalam setiap epoch pelatihan.



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

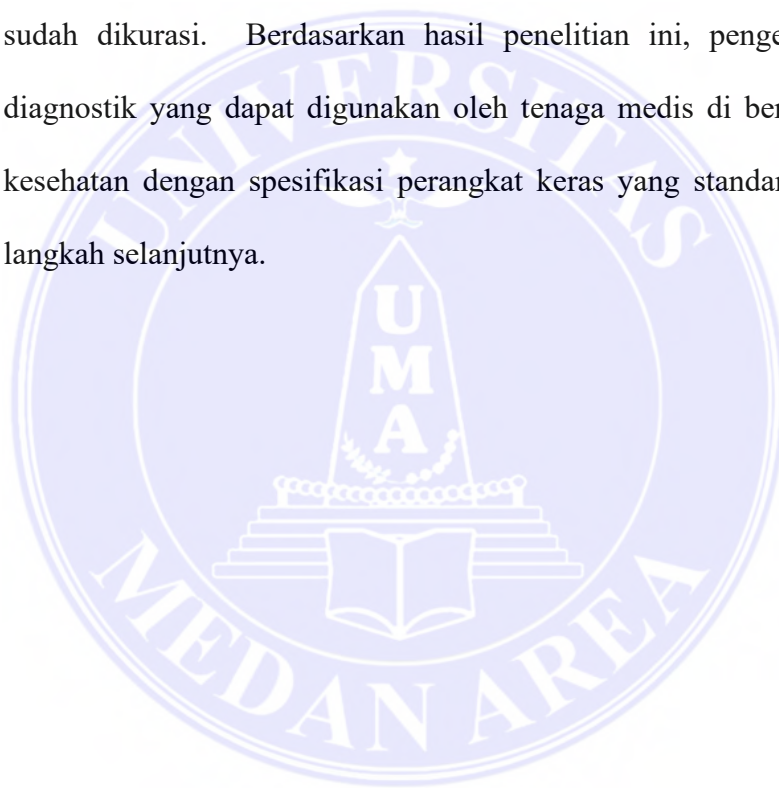
Adapun kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Berdasarkan evaluasi, model yang menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0.001 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi testing mencapai 100%. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
2. Learning rate yang lebih kecil, seperti 0.001 dan 0.0001, cenderung memberikan hasil yang lebih stabil dan akurasi yang lebih baik pada data testing, terutama pada optimizer seperti SGD dan RMSprop. Hal ini menunjukkan bahwa penyesuaian learning rate adalah kunci untuk mendapatkan performa optimal dari model.
3. Penelitian ini memberikan kontribusi pada bidang teknologi medis dengan mengimplementasikan fine-tuning pada arsitektur CNN ResNet 50 untuk deteksi dini kanker kulit. Ini membuka peluang untuk pengembangan alat diagnostik berbasis deep learning yang lebih akurat dan efisien.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat dilakukan oleh penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut :

1. Diharapkan ada penelitian lanjutan dengan dataset yang lebih besar dan beragam untuk lebih memvalidasi kemampuan generalisasi model. Selain itu, eksplorasi arsitektur CNN yang lebih kompleks atau metode ensemble dapat memberikan hasil yang lebih baik.
2. Sebelum diimplementasikan di dunia nyata, perlu dilakukan pengujian lebih lanjut dengan data real-world untuk memastikan bahwa model dapat bekerja dengan baik dalam kondisi sebenarnya dan bukan hanya pada dataset yang sudah dikurasi. Berdasarkan hasil penelitian ini, pengembangan alat diagnostik yang dapat digunakan oleh tenaga medis di berbagai fasilitas kesehatan dengan spesifikasi perangkat keras yang standar bisa menjadi langkah selanjutnya.



DAFTAR PUSTAKA

- Cahaya, F. N. (2021). Perbandingan Identifikasi Wajah Dengan Ekstraksi Fitur Haralick Dan Cnn. *Informatics And Digital Expert (Index)*, 2(2), 60–66. <https://doi.org/10.36423/Index.V2i02.594>
- Christianto, E., Alwinm.Sambu, & Feisy D. Kambey. (2021). Implementation Of Convolutional Neural Network On Images For Starlings Classification. *Jurnal Teknik Informatika*. <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/informatika>
- Ding, X., Xia, C., Zhang, X., Chu, X., Han, J., & Ding, G. (2021). Repmlp: ReParameterizing Convolutions Into Fully-Connected Layers For Image Recognition. 2017. <http://arxiv.org/abs/2105.01883>
- Duanti, R. K., Regasari, R., Putri, M., & Setiawan, E. (2025). Klasifikasi Kanker Kulit Jinak Dan Ganas Menggunakan Metode Xception Berbasis Raspberry Pi. 9(4), 1–11.
- Efrian, M. R., & Latifa, U. (2022). Image Recognition Berbasis Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Mendeteksi Penyakit Kulit Pada Manusia. *Power Elektronik : Jurnal Orang Elektro*, 11(2), 276. <https://doi.org/10.30591/polektro.v12i1.3874>
- Eyni Alfia, N., & Waseso, B. (2020). Perancangan Aplikasi Retensi Data Pada Database Mysql (Studi Kasus: Pt. Telkomsigma). *Maret*, 2(3), 2655–7541. <https://jurnal.ikhafi.or.id/index.php/jusibi/364>
- Ganang Pradana, A., Rosal, D., Setiadi, I. M., & Muslikh, A. R. (2024). Fine Tuning Model Convolutional Neural Network Efficientnet-B4 Dengan Augmentasi Data Untuk Klasifikasi Penyakit Kakao Fine Tuning Convolutional Neural Network Model Efficientnet-B4 With Data Augmentation For Cocoa Disease Classification. *Journal Of Information System And Application Development*, 2(1), 1–11. <https://doi.org/10.26905/jisad.v2i1.11899>
- Handoko Adji Pangestu, & Kusri. (2024). Peningkatan Kinerja Arsitektur Resnet50 Untuk Menangani Masalah Overfitting Dalam Klasifikasi Penyakit Kulit. *Tematik*, 11(1), 65–71. <https://doi.org/10.38204/tematik.v11i1.1876>
- Hendarawan, I. E., Riza Ibnu Adam, & Chaerur Rozikin. (2023). Klasifikasi Retak Ban Kendaraan Menggunakan Arsitektur Resnet50. *Satin - Sains Dan Teknologi Informasi*, 9(1), 22–32. <https://doi.org/10.33372/stn.v9i1.902>
- Islam, M. S., & Panta, S. (2024). Skin Cancer Images Classification Using Transfer Learning Techniques. <http://arxiv.org/abs/2406.12954>
- Kulit, K., Desa, D. I., Tahun, C., Herdiana, D., Winata, A., Posumah, W. M., & Kanker, I. (2023). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Tingkat Pengetahuan Tentang Program Studi Pendidikan Dokter , Fakultas Kedokteran Upn Veteran Jakarta Departemen Bedah Onkologi , Fakultas Kedokteran Upn Veteran Jakarta Departemen Kesehatan Kulit Dan Kelamin , Fakult. 12(8), 41–49.

- Mustafa, M., Wajidi, F., Cirua, A. A. A., & Nur, N. (2024). Pengenalan Huruf Aksara Lontara Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. 7(1), 34–42.
- Putra, G., Puja, H., Haerani, E., & Syafria, F. (2024). Implementation Of Convolutional Neural Network Algorithm (Resnet-50) For Benign And Malignant Skin Cancer Classification Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Resnet-50) Untuk Klasifikasi Kanker Kulit Benign Dan Malignant. 4(July), 984–992.
- Raka Satria, & Pardede Jasman. (2022). Image Captioning Menggunakan Metode Resnet50 Dan Long Short Term Memory. Jurnal Tera, 2(2), 1–11.
- Saputra, A. R. (2023). Analisis Performa Metode Transfer Learning Dalam Deteksi Pneumonia Menggunakan Resnet-50, Vgg16, Dan Cnn. Uin Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Sarasuartha Mahajaya, N., Desiana, P., Ayu, W., & Huizen, R. R. (2024). Pengaruh Optimizer Adam, Adamw, Sgd, Dan Lamb Terhadap Model Vision Transformer Pada Klasifikasi Penyakit Paru-Paru. Prosiding Seminar Hasil Penelitian Informatika Dan Komputer, 1(2), 818–823.
- Setiabudi, J., Indira, I. G. A. A. E., & Puspawati, N. M. D. (2021). Profil Pra Kanker Dan Kanker Kulit Di Rsup Sanglah Periode 2015-2018. E-Jurnal Medika Udayana, 10(3), 83. <https://doi.org/10.24843/Mu.2021.V10.I3.P13>
- Studi, P., Informatika, T., Sains, F., Teknologi, D. A. N., Islam, U., & Syarif, N. (2024). Implementasi Artificial Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation Untuk.
- Sujatmiko, B. M., Yudaningtyas, E., & Mudji Raharjo, P. (2022). Convolution Neural Network Dengan Desain Jaringan Resnet Sebagai Metode Klasifikasi Tumor Kulit. Jurnal Simantec, 11(1), 53–64. <https://doi.org/10.21107/Simantec.V11i1.14083>
- Yohannes, R., & Al Rivan, M. E. (2022). Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan Cnn-Svm. Jurnal Algoritme, 2(2), 133–144. <https://doi.org/10.35957/Algoritme.V2i2.2363>

LAMPIRAN

1. Kode Program (Contoh)

```
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader, TensorDataset

# Membuat data dummy
X = torch.randn(100, 10) # 100 sampel, 10 fitur
y = (X.sum(dim=1) > 0).long() # Label biner berdasarkan jumlah fitur

# Membuat DataLoader dataset
dataset = TensorDataset(X, y)
dataloader = DataLoader(dataset, batch_size=32, shuffle=True)

# Definisikan model sederhana class
class SimpleNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(SimpleNN, self).__init__()
        self.fc1 = nn.Linear(10, 50)
        self.fc2 = nn.Linear(50, 2) # 2 kelas output

    def forward(self, x):
        x = torch.relu(self.fc1(x))
        x = self.fc2(x)
        return x

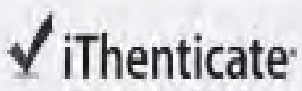
model = SimpleNN()

# Definisikan loss function dan optimizer criterion
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)

# Training loop
num_epochs = 10
for epoch in range(num_epochs):
    for batch in dataloader:
        inputs, targets = batch # Reset gradien
        optimizer.zero_grad()
        # Forward pass
        outputs = model(inputs)
        # Hitung loss
        loss =
```

```
criterion(outputs, targets)      #  
Backward pass dan optimasi  
    loss.backward()  
optimizer.step()  
    print(f'Epoch {epoch+1}/{num_epochs}, Loss: {loss.item()}')  
  
# Evaluasi model  
with torch.no_grad():  
    outputs = model(X)  
    _, predicted = torch.max(outputs, 1)  
    accuracy = (predicted == y).float().mean()  
    print(f'Accuracy: {accuracy:.4f}')
```



Similarity Report ID: old29477-93603110

PAPER NAME	AUTHOR
KRISTINA HEMIANTA LUMBAN GAOL.pdf	KRISTINA HEMIANTA LUMBAN GAOL

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
4683 Words	29131 Characters

PAGE COUNT	FILE SIZE
33 Pages	1.1MB

SUBMISSION DATE	REPORT DATE
Apr 30, 2025 10:11 AM GMT+7	Apr 30, 2025 10:11 AM GMT+7

14% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database

12% Internet database

1% Publications database

Crossref database

Crossref Posted Content database

5% Submitted Works database

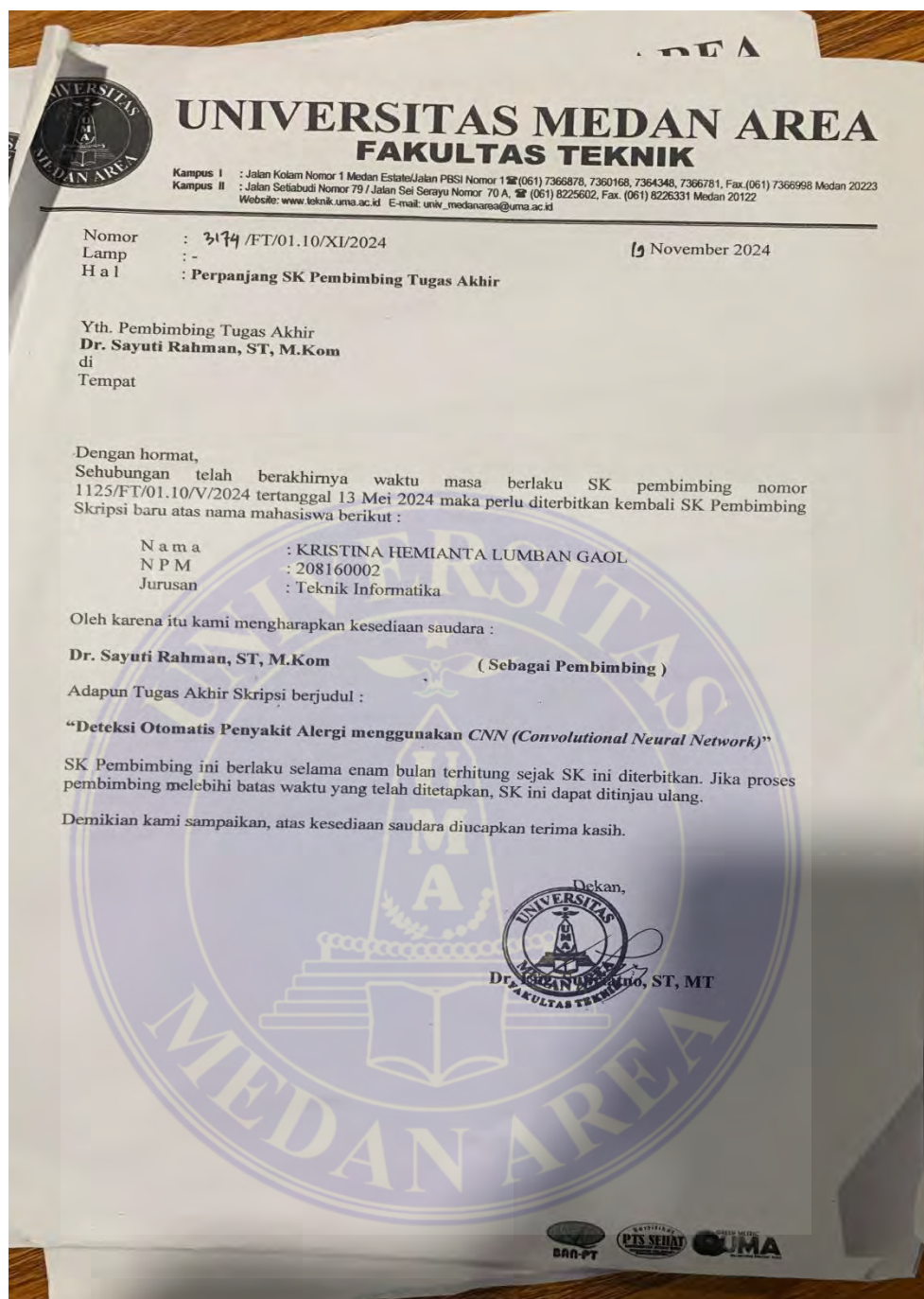
Excluded from Similarity Report

Bibliographic material

Cited material

Methods and Materials

Small Matches (Less than 15 words)





UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 Medan 20223
 Kampus II : Jalan Selayud Nomor 79 /Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, Medan 20122
 Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medan@uma.ac.id

Nomor : 388 /FT.6/01.10/VIII/2024 14 Agustus 2024
 Lamp : -
 Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

Yth. Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya Manusia dan Perekonomian
 Jln. Kolam No.1
 Di
 Medan

Dengan hormat, kami mohon kesediaan bapak kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Kristina Hemianta Lumban Gaol	208160002	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di **Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area**.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan Skripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

Analisis Pengaruh Fungsi Optimizer pada ResNet untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit.

Mohon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal Terbitnya Surat ini.

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.


 Dekan
 Dr. Dedi Syarif, ST, MT
 FAKULTAS TEKNIK

Tembusan :
 1. Ka. BPMPP
 2. Mahasiswa
 3. File

