

## Klasifikasi kanker paru-paru menggunakan *Histogram Equalization* dan Arsitektur MobileNetV2

Atiqur Rozi, Regan Putra Ramadhan, Eka Prakarsa Mandyartha, Eva Yulia Puspaningrum\*, Yudhistira Nanda Kumala, Brahma Faiq Mahdewa

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

\*Email: [22081010010@student.upnjatim.ac.id](mailto:22081010010@student.upnjatim.ac.id), [evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id](mailto:evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id), [eka\\_prakarsa.fik@upnjatim.ac.id](mailto:eka_prakarsa.fik@upnjatim.ac.id), [22081010036@student.upnjatim.ac.id](mailto:22081010036@student.upnjatim.ac.id), [22081010055@student.upnjatim.ac.id](mailto:22081010055@student.upnjatim.ac.id), [22081010080@student.upnjatim.ac.id](mailto:22081010080@student.upnjatim.ac.id)

### Abstrak

Kanker paru-paru merupakan salah satu penyakit dengan tingkat mortalitas tertinggi di dunia, dan deteksi dini menjadi faktor penting dalam meningkatkan peluang keberhasilan terapi. Seiring dengan perkembangan teknologi, pemanfaatan citra medis seperti CT-Scan paru-paru semakin luas digunakan sebagai alat bantu diagnosis untuk mengidentifikasi adanya kelainan atau indikasi kanker pada jaringan paru. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan tuning terhadap model pretrained MobileNetV2 dan menerapkan proses enhancement citra untuk meningkatkan performa model dalam klasifikasi kanker paru-paru. Proses enhancement dilakukan menggunakan metode Histogram Equalization yang berfungsi memperbaiki kualitas citra melalui peningkatan kontras, sehingga fitur-fitur penting pada citra CT-Scan dapat lebih mudah dikenali oleh model. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang telah dituning mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 96.58% dengan nilai loss yang relatif kecil, yakni 1.2368. Temuan ini membuktikan bahwa kombinasi antara model pretrained MobileNetV2 dan teknik enhancement citra memberikan performa yang efektif dalam tugas klasifikasi kanker paru-paru berbasis CT-Scan. Pendekatan ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem deteksi otomatis yang lebih akurat pada penelitian selanjutnya.

**Kata Kunci:** Kanker paru-paru; MobileNetV2; Histogram Equalization; Citra Medis

## *Lung cancer classification using Histogram Equalization and MobileNetV2 Architecture*

### Abstract

*Lung cancer is one of the diseases with the highest mortality rates worldwide, and early detection plays a crucial role in improving treatment success. With the advancement of technology, the use of medical imaging such as lung CT scans has become increasingly common as a diagnostic tool to identify abnormalities or indications of cancer within lung tissue. This study aims to fine-tune a pretrained MobileNetV2 model and apply image enhancement techniques to improve the model's performance in lung cancer classification. The enhancement process is carried out using the Histogram Equalization method, which improves image quality by increasing contrast, allowing essential features in CT scan images to be more easily recognized by the model. Experimental results show that the tuned model achieved an accuracy of 93.76% with a relatively low loss value of 1.3428. These findings demonstrate that the combination of the pretrained MobileNetV2 model and image enhancement techniques provides effective performance for CT-based lung cancer classification. This approach is expected to serve as a foundation for developing more accurate automated detection systems in future research.*

**Keywords:** Lung Cancer; MobileNetV2; Histogram Equalization; Medical Imaging

### 1. Pendahuluan

Kanker paru-paru merupakan salah satu penyakit dengan tingkat kematian tertinggi di dunia. Berdasarkan laporan dari World Health Organization (WHO), sekitar 18% dari total kematian akibat kanker setiap tahunnya disebabkan oleh kanker paru-paru (Listyalina et al., 2020). Deteksi dini menjadi sangat penting dalam upaya meningkatkan peluang kesembuhan pasien, karena sebagian besar kasus baru terdiagnosis pada stadium lanjut, ketika tindakan medis menjadi kurang efektif

(Pahlevi et al., 2025). Dalam dunia medis, teknologi pencitraan digital memegang peranan vital untuk diagnosis, karena mampu menampilkan struktur anatomi organ dalam secara visual guna mendeteksi adanya nodul atau lesi kecil pada jaringan (Listyalina et al., 2020).

Namun, data citra medis yang diperoleh dari perangkat akuisisi sering kali memiliki kualitas yang kurang optimal akibat adanya noise, pencahayaan yang tidak merata, serta kontras yang rendah antarjaringan. Kondisi ini menuntut adanya tahapan pra-pemrosesan (*preprocessing*) yang tepat. Dalam alur kerja machine learning (ML) untuk analisis medis, image processing merupakan tahapan fundamental yang umumnya mencakup preprocessing, ekstraksi fitur, dan klasifikasi (Lamba, 2025). Tahap *preprocessing* ini secara khusus bertujuan untuk menghilangkan derau (*noise*) atau detail yang tidak relevan dari gambar melalui berbagai algoritma seperti *image enhancement*, *color space transformation*, dan *image filtering* (Muiz et al., 2025). Selain itu, pengubahan ukuran (*resizing*) juga merupakan langkah *preprocessing* yang umum dilakukan untuk memastikan resolusi seragam, misalnya menjadi 250x250 piksel, sebelum diolah oleh model (Belciug, 2022).

Salah satu metode preprocessing yang efektif dalam meningkatkan kualitas citra adalah Histogram Equalization (HE). Teknik ini bekerja dengan menyesuaikan distribusi intensitas piksel sehingga kontras citra menjadi lebih seimbang, membuat detail anatomi pada jaringan paru lebih jelas terlihat dan mudah dikenali oleh sistem klasifikasi (Pahlevi et al., 2025). Metode HE juga terbukti aplikatif di bidang lain, seperti geoteknik, untuk analisis perilaku material berbasis citra butiran tanah granular (Erenson, 2021). Pengembangan teknik ini terus dilakukan, misalnya kombinasi antara wavelet decomposition, histogram equalization, dan median filtering yang terbukti mampu mengurangi noise impulsif tanpa mengorbankan ketajaman tepi (Abdullah et al., n.d.). Demikian pula, penggabungan HE dengan bilateral filtering diusulkan sebagai strategi untuk meningkatkan kualitas gambar secara menyeluruh sambil menekan *noise* melalui keunggulan yang saling melengkapi (Wu & Zhong, 2024).

Penelitian sebelumnya oleh Pahlevi dkk. (2025) telah menunjukkan bahwa penerapan Histogram Equalization pada citra CT scan yang dikombinasikan dengan metode *Extreme Learning Machine* (ELM) dan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) mampu mencapai akurasi hingga 91,06% (Pahlevi et al., 2025). Walaupun hasil tersebut cukup baik, metode tersebut masih memiliki keterbatasan karena bergantung pada proses ekstraksi fitur manual yang kompleks serta sensitif terhadap parameter. Pendekatan semacam ini membutuhkan waktu pemrosesan yang lama dan tidak selalu adaptif terhadap variasi data baru. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan berbasis *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), mulai banyak digunakan.

CNN merupakan arsitektur yang dirancang untuk meniru sistem visual otak manusia melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected* yang berfungsi mengekstraksi fitur spasial secara otomatis tanpa memerlukan *handcrafted features*. Arsitektur ini terdiri atas empat lapisan utama, yaitu *convolutional layer* untuk ekstraksi fitur, *pooling layer* untuk reduksi dimensi, *non-linear activation layer* seperti ReLU, dan *fully connected layer* untuk klasifikasi akhir (Systems et al., 2022). Dalam konteks medis, CNN telah menjadi tulang punggung sistem diagnosis otomatis karena kemampuannya menghasilkan representasi fitur mendalam yang akurat dari data gambar berukuran besar (Salehi et al., 2023).

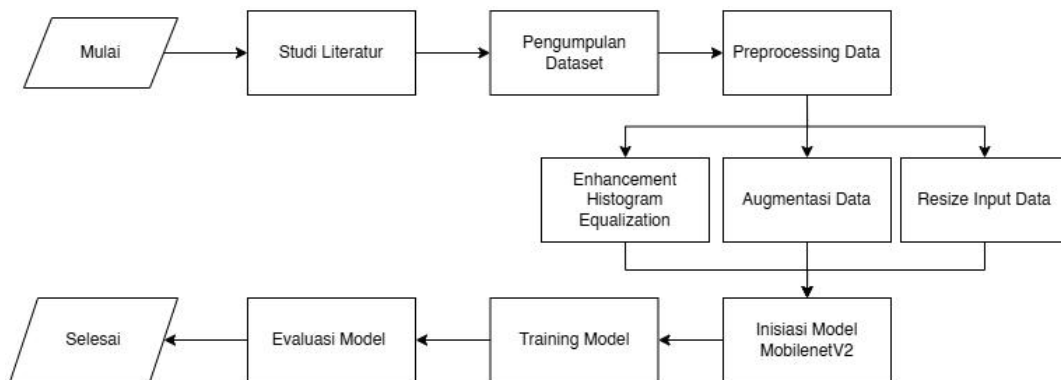
Guna mengoptimalkan kinerja CNN pada dataset medis yang terbatas, digunakanlah metode *Transfer Learning*. Teknik ini melatih model dengan memanfaatkan bobot dari jaringan saraf yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar seperti ImageNet, sehingga model dapat mengenali pola visual umum dan kemudian disesuaikan (*fine-tuning*) dengan dataset baru (Sandler et al., n.d.). Pendekatan ini sangat krusial karena data citra medis sering kali langka dan sulit diberi label oleh ahli (Kim et al., 2022). Selain itu, *Transfer Learning* terbukti membantu mempercepat proses pelatihan, mengurangi *computational cost*, serta menjaga akurasi tetap tinggi (Pinto et al., 2022).

Salah satu arsitektur CNN yang efisien untuk penerapan *Transfer Learning* adalah MobileNetV2. Arsitektur ini dirancang dengan konsep *depthwise separable convolution* dan *inverted residuals*, yang memungkinkan pengurangan jumlah parameter tanpa menurunkan performa secara signifikan (Sandler et al., n.d.). Efektivitas MobileNetV2 telah dibuktikan dalam berbagai studi, seperti varian TL-MobileNetV2 yang menghasilkan akurasi hingga 99% pada klasifikasi gambar buah (Gulzar, 2023), serta kombinasinya dengan UNET untuk segmentasi tumor paru yang menghasilkan dice score 0.8793, mengungguli model klasik dengan parameter lebih sedikit (Riaz et al., 2023).

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini mengusulkan penerapan *Histogram Equalization* sebagai tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas data input, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan *Transfer Learning*. *Histogram Equalization* berperan dalam memperbaiki kontras dan menonjolkan fitur penting, sementara *Transfer Learning* memanfaatkan kemampuan jaringan MobileNetV2 yang efisien untuk mengenali pola kompleks pada citra medis. Kombinasi pendekatan ini diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi kanker paru-paru yang lebih akurat, efisien, dan dapat membantu proses deteksi dini secara otomatis..

## 2. Metode

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen, dimana dalam penelitian terdapat alur penelitian sebagai berikut :



Gambar 1. Flowchart Penelitian

### 2.1. Studi Literatur

Tahapan penelitian diawali dengan studi literatur untuk memahami perkembangan terkini di mana ditemukan referensi utama dari Pahlevi dkk. (2025) yang berhasil melakukan klasifikasi kanker paru pada citra CT Scan menggunakan metode *Extreme Learning Machine (ELM)* dan *Histogram Equalization* dengan akurasi 91,6%, namun masih memiliki keterbatasan pada proses ekstraksi fitur manual menggunakan GLCM yang dinilai kurang efisien. Merujuk pada analisis tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan metode baru dengan mengganti pendekatan sebelumnya melalui penerapan arsitektur *Transfer Learning* MobileNetV2, di mana hasil citra yang telah melalui proses *enhancement* akan langsung diolah untuk diekstraksi fiturnya sekaligus diklasifikasikan secara otomatis dan simultan dalam satu model jaringan saraf tiruan.

### 2.2. Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini menggunakan dua buah dataset *public* yang diambil dari sumber terbuka Kaggle. Dimana pada kedua dataset tersebut semuanya merupakan citra CT-Scan Paru-paru. Pada data yang pertama yang berjudul "The IQ-OTH/NCCD lung cancer dataset" disana terdapat tiga kelas data yakni *Bengin cases* dengan jumlah dataset citra sebanyak 120 files , *Malignant cases* dengan jumlah dataset citra sebanyak 561 files, dan kelas terakhir yakni *Normal cases* dengan jumlah dataset citra sebanyak 416 files. Dari dua kelas pertama tersebut peneliti menjadikannya satu kelas yang sama yakni kelas "Cancer" dimana pada kelas ini terdapat sebanyak 681 files. Sedangkan untuk kelas *Normal case* peneliti mengubah nama kelasnya menjadi kelas "Non-Cancer" dengan jumlah dataset citra sebanyak 416 files. Dilihat dari jumlah dataset masing-masing kelas tentu saja dataset tersebut tidak seimbang sehingga peneliti mencari dataset citra CT-Scan dengan kelas normal dari dataset lain agar mendapatkan gambar citra CT-Scan Paru-paru yang kelas *Non-Cancer* bisa memiliki jumlah yang sama dengan kelas "Cancer". Peneliti mengambil dari dataset publik kaggle juga untuk kekurangan dataset tersebut yang berasal dari dataset dengan judul "Lung Cancer CT Scan Dataset" dari dataset tersebut peneliti hanya menambahkan dataset untuk yang kelas non-cancer saja. Sehingga

didapatkan jumlah dataset yang sama dengan *dataset cancer* yakni sebanyak 681 *files* yang telah dipisahkan untuk data *Train* dan data *Test* melalui pemilihan acak oleh peneliti.

### 2.3. Preprocessing Data

Sebelum diinputkan ke dalam model *transfer learning* mobilenetV2 citra CT-Scan yang telah dikumpulkan sebelumnya dilakukan tahapan preprocessing terlebih dahulu dengan tujuan agar citra yang telah terkumpul sebelumnya tersebut memiliki kualitas, konsistensi, dan informasi visual yang optimal. Pada penelitian ini *processing* data dilakukan dalam 3 tahapan utama, yakni :

#### 2.3.1. Enhancement Histogram Equalization

Pada penelitian ini menggunakan proses *contrast enhancement* citra dengan menggunakan metode *Histogram Equalization*, dimana tujuan dari proses ini untuk meratakan distribusi intensitas terhadap sebuah citra agar kontrasnya meningkat. Tahapan dari metode ini dimulai dari menghitung histogram citra yang dimana pada proses ini menghitung jumlah intensitas piksel yang berada dari *range* 0-255 untuk citra *grayscale*. Setelah menghitung jumlah intensitas pixel dari citra tersebut proses dilanjutkan dengan melakukan perhitungan PDF (*Probability Density Function*) yang merupakan nilai untuk probabilitas kemunculan setiap intensitas. Setelah melakukan perhitungan PCD tahapan selanjutnya dilanjutkan dengan perhitungan CDF (*Cumulative Distribution Function*) yang merupakan hasil perhitungan kumulatif PDF dari yang terendah ke yang tertinggi. Setelah tahapan tersebut barulah setiap intensitas piksel tersebut dilakukan transformasi dengan rumus transformasi sebagai berikut dengan *s* itu intensitas piksel baru dan *r* itu intensitas piksel lama:

$$s = \lfloor (L-1) \times \text{CDF}(r) \rfloor \quad (1)$$

Keterangan :

*L* = Jumlah level intensitas (255 untuk citra *grayscale*).

Seluruh CDF hasil piksel lama dimasukkan ke dalam persamaan tersebut sehingga akan menghasilkan citra *CT-Scan* yang lebih kontras dibandingkan dengan citra sebelumnya.

#### 2.3.2. Augmentasi Data

Setelah melakukan tahapan *contrast enhancement* citra dengan menggunakan metode *histogram equalization* tahapan selanjutnya yang dilakukan oleh peneliti yakni melakukan augmentasi data dengan tujuan agar peneliti memiliki data yang variatif dimana data yang variatif tersebut didapatkan dengan menambahkan beberapa operasi pada citra yang ada sebelumnya. Pada penelitian setiap citra akan diaugmentasi dengan berbagai metode diantaranya yakni melakukan *rescaling* data yang awalnya memiliki rentang dari 0-255 menjadi hanya 0-1 sehingga akan memudahkan model untuk mengerti, kemudian dilakukan rotasi pada dataset, dimana pada dataset train dilakukan rotasi sebanyak 30 derajat dan pada dataset test dilakukan sebanyak 10 derajat, melakukan pergeseran pada gambar baik pada lebar maupun tinggi, menambahkan geometri dengan sedikit distorsi, kemudian dilakukan zoom terhadap citra itu juga. Setiap gambar yang diaugmentasi tersebut hasilnya tidak akan disimpan dalam bentuk file fisik melainkan akan diberikan saat model melakukan training ketika batch itu diambil.

#### 2.3.3. Resize Input Data

Setelah melakukan augmentasi data tahapan selanjutnya yakni melakukan *resizing input* data agar bisa menyesuaikan dengan standar input mobilenetV2 yang digunakan pada penelitian ini. Dimana sebelumnya data citra tersebut memiliki ukuran yang berbeda-beda sehingga perlu dilakukan yang namanya *resizing input* data itu sendiri. Peneliti melakukan *resizing input* data dengan ukuran 224x224 *piksel* yang disesuaikan dengan *input\_shape* model mobilenetV2 yang akan dibangun pada tahapan selanjutnya.

### 2.4. Inisiasi Model MobileNetV2

Setelah keseluruhan tahapan *preprocessing* selesai tahapan selanjutnya yakni mulai membangun model MobileNetV2 yang akan digunakan dalam tahapan ekstraksi fitur beserta klasifikasinya. Dimana pada penelitian ini peneliti menggunakan *model pre trained* MobileNetV2 yang dimana peneliti juga menggunakan *imagenet* sebagai *weight* dari model tersebut dengan *input\_shape*nya

224x224x3. Dimana dari `input_shape` tersebut diketahui bahwasannya citra yang diinputkan oleh user bisa menggunakan gambar yang berwarna RGB bukan hanya *grayscale* saja. Peneliti juga melakukan *unfreeze* 30 *layer* terakhir dari model MobileNetV2 yang telah mengambil bobot pelatihan dari model MobileNetV2 itu sendiri. Kemudian peneliti juga menambahkan beberapa *layer* tambahan guna menyesuaikan dengan data CT-Scan yang telah diproses di tahapan *preprocessing* data sebelumnya. Beberapa *layer* tambahan tersebut diantaranya *layer GlobalAveragePooling2D* yang berfungsi untuk mengambil rata-rata setiap fitur pada seluruh area spasial ( $H \times W$ ) dari feature map sehingga tiap channel menjadi satu nilai saja, *layer Dense* yang berfungsi sebagai *layer fully-connected* di *neural network*, di mana setiap neuron terhubung ke semua neuron pada layer sebelumnya, kemudian terdapat *layer BatchNormalization* yang berfungsi untuk menormalkan nilai aktivasi di setiap batch selama training, kemudian terdapat *layer Dropout* yang berfungsi untuk mematikan secara acak sebagian *neuron* selama tahapan training dengan tujuan agar model tidak *overfitting*, dan terakhir ditutup dengan *layer output* yang merupakan *layer dense* yang merupakan *layer* yang menentukan hasil klasifikasi dari model tersebut.

### 2.5. Training Model

Setelah membangun model MobileNetV2 dengan beberapa *layer* tambahan beserta tahapan tuning model, tahapan selanjutnya yakni melakukan *training* model yang sudah dibuat sebelumnya dengan menggunakan data train. Tahapan ini merupakan tahapan dimana model akan mengenali pola dari masing-masing data setiap kelas sehingga model tersebut dapat membedakan mana citra CT-Scan Paru-paru dengan kelas cancer atau kelas non-cancer (normal). Pada tahapan training ini peneliti melakukan *training* sebanyak 10 *epochs* dengan menggunakan data train. Pada tahapan *training* ini juga peneliti juga menambahkan *validation data* dengan menggunakan data test untuk melakukan evaluasi performa model selama tahapan *training* tanpa ikut di *train* oleh model.

### 2.6. Testing Model

Setelah melakukan *training* model menggunakan data train, tahapan lebih lanjut yakni melakukan evaluasi model menggunakan data test dengan tujuan untuk mengetahui performa model dengan data yang belum di *train* sebelumnya pada tahapan *training*. Pada tahapan evaluasi model ini tentu saja model akan mengenali data baru dan juga akan melakukan klasifikasi kanker terhadap data test tersebut. Dari tahapan evaluasi ini nantinya akan diketahui berapa tingkat *accuracy* model menggunakan dataset yang sebelumnya belum pernah di *training* dan apakah hasilnya sesuai dengan tingkat *accuracy* selama tahapan *training*.

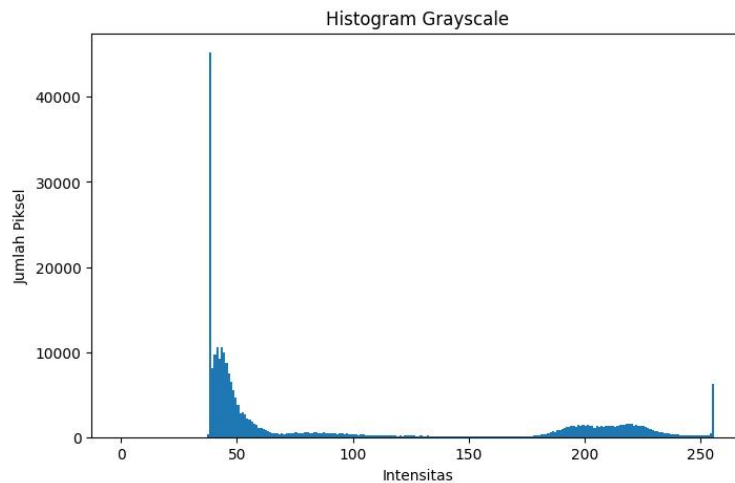
## 3. Hasil dan Pembahasan

Dari tahapan pengumpulan dataset didapatkan setiap kelas memiliki jumlah data yang sama yakni sejumlah 681 *files*, dari jumlah tersebut peneliti membagi lagi menjadi data train dan data test dimana masing-masing kelas memiliki jumlah data training sebanyak 545 *files* dan data test sebanyak 136 *files*. Berikut ini merupakan salah satu contoh file dengan kelas *cancer* :



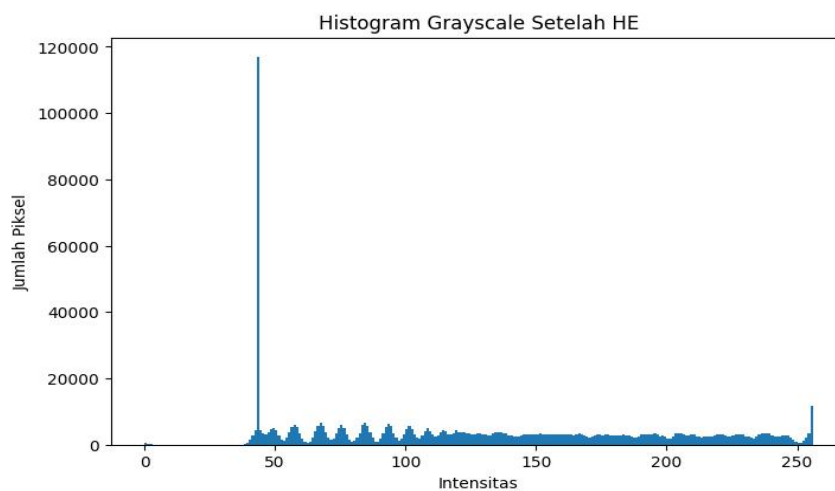
**Gambar 2.** Contoh Dataset Citra CT-Scan Paru-Paru

Dari Gambar 2. Tersebut apabila divisualisasikan histogramnya maka hasil Histogramnya akan sebagai berikut :



**Gambar 3.** Visualisasi Histogram Awal

Bisa dilihat berdasarkan Gambar 3. Bahwasannya persebaran intensitas jumlah piksel yang terdapat pada visualisasi tersebut masih terlihat belum merata dimana ada beberapa rentang intensitas yang terlihat jumlahnya sedikit yakni di persebaran rentang nilai 100-200 dapat dilihat persebaran jumlah piksel sangat sedikit dibandingkan dengan nilai persebaran dengan nilai 50-100 dan juga antara 200-250. Sehingga dikhawatirkan nantinya *detail nodul* kecil sel kanker pada bagian struktur paru-paru tidak dapat dideteksi oleh model MobileNetV2. Berikut ini merupakan visualisasi histogram apabila sudah dilakukan proses *enhancement* citra menggunakan metode HE :

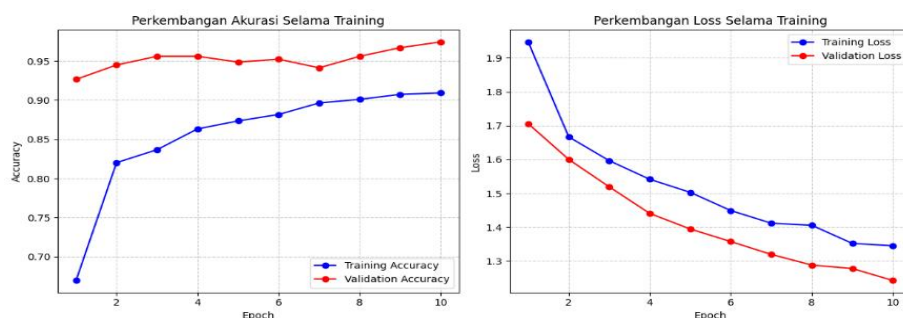


**Gambar 4.** Hasil Visualisasi Histogram Dari Gambar Ct-Scan Paru-Paru Sesudah HE

Pada Gambar 4. Merupakan gambar hasil visualisasi histogram dari gambar Ct-Scan Paru-Paru sesudah dilakukan proses HE. Dapat dilihat persebaran intensitas piksel pada histogram sudah merata dari intensitas 50-250 semuanya telah merata hanya terdapat satu titik intensitas saja yang tinggi yakni intensitas yang berada pada intensitas di bawah 50. Dari perbedaan visual histogram ini saja sudah menunjukkan bahwa proses HE telah berhasil meregangkan intensitas piksel sehingga gambar memiliki kontras yang lebih baik daripada sebelumnya.

Setelah tahapan *contrast enhancement* citra ini kemudian citra tersebut akan dilakukan augmentasi beserta *resize image* seperti yang telah dijelaskan pada sub-bab metodologi di poin 2.3.2 dan juga

2.3.3. Dari selesai proses *resize image* maka berakhir pula juga *preprocessing image* yang dilakukan pada penelitian ini. Tahapan selanjutnya yakni melakukan tahapan *training* model dengan menggunakan model yang telah dijelaskan pada poin 2.4 pada sub-bab metodologi. Tahapan *training* ini dilakukan sebanyak 10 *epochs* yang menggunakan data *train* yang telah dilakukan tahapan *preprocessing image* sebelumnya. Berikut ini merupakan grafik nilai akurasi dan nilai loss selama pelaksanaan *training* berlangsung :



**Gambar 5.** Grafik Nilai Akurasi dan Loss dari Proses Pelatihan Model MobileNetV2 dengan menggunakan data setelah dilakukan proses Histogram Equalization.

Dari Gambar. 5 di atas bisa dilihat bahwasannya tingkat *accuracy* model itu semakin naik dengan semakin banyaknya *epochs* yang berjalan, dimana pada *epochs* ke-10 atau terakhir menunjukkan bahwa tingkat *accuracy* dari model melebihi angka 90%, yang dimana dari angka tersebut dapat diketahui bahwasannya model telah mengenali dengan baik mana gambar CT-Scan Paru-paru dengan kelas Cancer dan juga kelas Non-Cancer. Dari grafik ini juga bisa dilihat bahwasannya selain menggunakan parameter *accuracy* model ini juga mengambil parameter *loss* yakni nilai yang menunjukkan seberapa besar kesalahan prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya pada saat *training* maupun *validation*. Dimana nilai untuk *loss* ini sendiri semakin menurun dengan semakin banyaknya *epochs* yang berjalan, dimana pada *epochs* ke-10 atau terakhir menunjukkan bahwa tingkat *loss* nya itu sudah menurun menjadi di bawah angka 1.4 yang sebelumnya itu berada di atas angka 1.9. Dari grafik tersebut menjelaskan bahwasannya model telah mempelajari pola dengan baik selama tahapan *training* berlangsung yang ditunjukkan dari dua parameter tersebut yang dimana tingkat *accuracy* itu naik dan tingkat *loss* itu menurun dengan berjalannya *epochs* selama *training* model. Pada tahapan evaluasi model dengan menggunakan data test didapatkan hasil *accuracy* sebesar 96.58% dan nilai *loss* sebesar 1.2368.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil melakukan *tuning* terhadap model *pretrained* MobileNetV2 dengan menerapkan *preprocessing contrast enhancement* citra menggunakan metode Histogram Equalization (HE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi citra CT-scan kanker paru-paru dengan baik, yang ditunjukkan oleh nilai akurasi sebesar 96.58% dan nilai loss sebesar 1.2368. Meskipun demikian, dapat disimpulkan bahwa penerapan *contrast enhancement* menggunakan metode HE tidak memberikan dampak perubahan yang terlalu signifikan, dikarenakan pada pengujian tanpa tahapan HE model telah mampu menghasilkan performa yang sudah cukup baik dengan akurasi mencapai 94.89% dan loss sebesar 1.2735. Dengan demikian, penggunaan HE dalam penelitian ini berkontribusi dalam memberikan sedikit peningkatan akurasi sebesar 1.69% dan penurunan nilai loss sebesar 0.0367, yang berfungsi untuk menyempurnakan performa model dari yang sebelumnya sudah solid.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi metode *enhancement* citra lainnya seperti CLAHE atau *denoising*, serta mempertimbangkan penggunaan model *pretrained* lain seperti VGG16, ResNet, dan arsitektur sejenis untuk memperoleh performa yang lebih optimal.

## 5. Ucapan terimakasih

Penulis banyak mengucapkan banyak terimakasih kepada dosen pembimbing mata kuliah pengolahan citra digital yakni ibu Eva Yulia Puspaningrum, S.Kom., M.Kom. Yang telah membimbing penulis dan juga kelompok untuk penulisan jurnal pada penelitian ini, sehingga penulisan jurnal dapat diselesaikan dengan baik. Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada teman sekelompok yang ikut serta dalam penyusunan laporan jurnal ini.

## Daftar Pustaka

- Abdullah, H. S., Mustafa, F. M., & Elci, A. (n.d.). *Image enhancement in wavelet domain based on histogram equalization and median filter*. 1–15.
- Belciug, S. (2022). Learning deep neural networks' architectures using differential evolution. Case study: Medical imaging processing. *Computers in Biology and Medicine*, 146(December 2021), 105623. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2022.105623>
- Erenson, C. (2021). The Settlement Behavior of Granular Soils Under Vertical Loading Using the Histogram Equalization Method. *Journal of Engineering Research*, 11(1), 111–124. <https://doi.org/10.36909/jer.13147>
- Gulzar, Y. (2023). *Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique*.
- Kim, H. E., Linan, A. C., Santhanam, N., Jannesari, M., Maros, M. E., & Ganslandt, T. (2022). Transfer learning for medical image classification: a literature review. *BMC Medical Imaging*, 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00793-7>
- Lamba, R. (2025). ScienceDirect Advances in AI for Medical Imaging: A Review of Machine and Deep Learning in Disease Detection. *Procedia Computer Science*, 260, 262–273. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.03.201>
- Listyalina, L., Sains, F., Elektro, P. T., Yogyakarta, U. R., Utari, E. L., Sains, F., Elektro, P. T., Yogyakarta, U. R., Puspaningtyas, D. E., Kesehatan, F. I., Gizi, P., & Yogyakarta, U. R. (2020). *Penentuan penyakit paru dengan menggunakan jaringan saraf tiruan*. 11(1), 233–240.
- Muiz, A., Jadid, S., Ul, S., Al-selwi, S. M., Hamid, E., & Fatima, L. (2025). Results in Engineering The role of advanced machine learning in COVID-19 medical imaging: A technical review. *Results in Engineering*, 26(April), 105154. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105154>
- Pahlevi, O., Handrianto, Y., Wulandari, D. A. N., Leidiyana, H., & Rahayu, L. K. (2025). Klasifikasi Kanker Paru pada Citra CT Scan menggunakan Extreme Learning Machine dan Histogram Equalization. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 7(1), 118–127.
- Pinto, G., Wang, Z., Roy, A., Hong, T., & Capozzoli, A. (2022). Advances in Applied Energy Transfer learning for smart buildings: A critical review of algorithms, applications, and future perspectives. *Advances in Applied Energy*, 5(January), 100084. <https://doi.org/10.1016/j.adapen.2022.100084>
- Riaz, Z., Khan, B., Abdullah, S., Khan, S., & Islam, S. (2023). *Lung Tumor Image Segmentation from Computer Tomography Images Using MobileNetV2 and Transfer Learning*. 1–13.
- Salehi, A. W., Khan, S., Gupta, G., Alabdullah, B. I., & Almjally, A. (2023). *A Study of CNN and Transfer Learning in Medical Imaging: Advantages, Challenges, Future Scope*.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., & Zhmoginov, A. (n.d.). *MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks*. 4510–4520.
- Systems, C., Rahmani, W., Imam, H., Fathurrahman, K., Zatu, A., & Frisky, K. (2022). *Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review*. 2(4), 739–748.
- Wu, M., & Zhong, Q. (2024). Image enhancement algorithm combining histogram equalization and bilateral filtering. *Systems and Soft Computing*, 6(November), 200169. <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2024.200169>