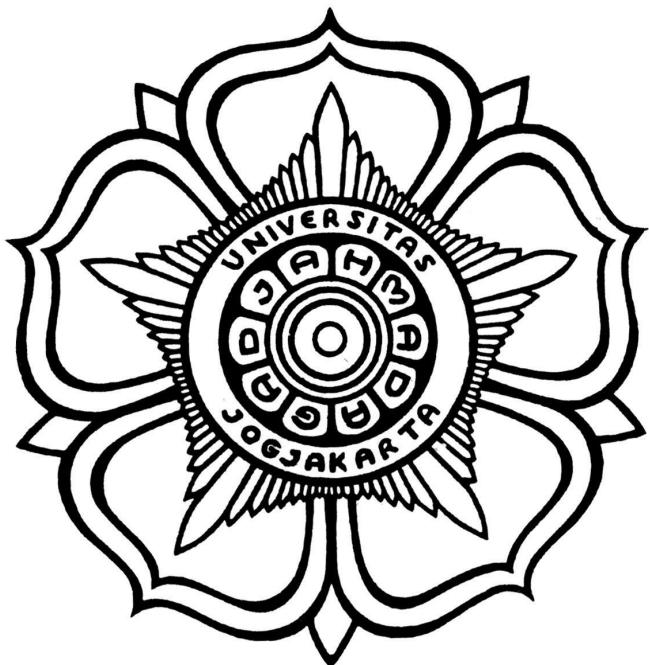


***Image Filtering dan Image Segmentation pada Citra CT-Scan Otak
dan X-Ray Paru-paru***
Responsi Biomedical Image Processing



Oleh :
Sayyidan Muhamad Ikhsan (20/460160/TK/50749)

Departemen Teknik Elektro dan Informatika
Fakultas Teknik
Universitas Gadjah Mada

2023

Pakta

“Dengan mengumpulkan lembar jawaban ini, saya menyatakan bahwa saya menjaga integritas saya dan integritas institusi UGM, mengerjakan ujian dengan penuh kejujuran dan tanggung jawab, tidak melakukan kecurangan dalam bentuk mencontek, bertukar jawaban dengan peserta ujian lain, atau melakukan copy paste jawaban. Jika saya terbukti melakukan pelanggaran, saya bersedia untuk mendapatkan nilai E dalam mata kuliah ini.”

Yogyakarta, 21 Agustus 2023



Sayyidan Muhamad Ikhsan

Image Filtering menggunakan Average Filter, Weighted Average Filter, dan Median Filter pada Citra CT-Scan Otak

A. Tujuan

Percobaan ini bertujuan untuk menguji efektivitas berbagai teknik penyaringan gambar pada citra sinar-X paru-paru. Teknik penyaringan ini dilakukan untuk mereduksi noise, meningkatkan kualitas visual, dan mempertahankan informasi penting pada citra sinar-X paru-paru. *Average Filter* bertujuan untuk mengurangi noise acak pada citra dengan merata-ratakan nilai piksel di sekitar setiap piksel. *Weighted Filter* bertujuan untuk mengurangi noise sambil mempertahankan detail struktural yang lebih tajam daripada *Average Filter*. Terakhir, *Median Filter*, bertujuan untuk mengurangi noise sambil mempertahankan tepi dan detail tajam dalam citra.

B. Dasar Teori

a. Average Filter

Average filter adalah salah satu jenis filter linear yang digunakan untuk menghaluskan citra dengan mengurangi noise atau derau. Filter ini bekerja dengan cara mengganti nilai setiap piksel dengan nilai rata-rata dari piksel-piksel tetangga, termasuk dirinya sendiri. Filter ini juga disebut sebagai homogeneous filter atau mean filter.

Filter ini biasanya direpresentasikan sebagai sebuah matriks yang disebut kernel atau masker, yang memiliki ukuran ganjil, misalnya 3x3, 5x5, atau 7x7. Kernel ini digeser sepanjang citra sehingga pusatnya berada di setiap piksel. Nilai rata-rata dari piksel-piksel yang berada di bawah kernel tersebut kemudian dihitung dan digunakan untuk mengganti nilai piksel pusat. Efek dari average filter adalah menghaluskan citra dan mengurangi noise. Namun, filter ini juga dapat menyebabkan hilangnya detail dan ketajaman citra. Jika ukuran kernel diperbesar, maka efek penghalusan akan semakin kuat.

Berikut adalah contoh kernel average filter 3x3:

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

b. Weighted Average Filter

Weighted Average Filter adalah salah satu teknik penyaringan gambar yang digunakan untuk mereduksi noise dalam citra sambil mempertahankan detail yang lebih tajam daripada filter rata-rata biasa (mean filter). Teknik ini bekerja dengan memberikan bobot berbeda pada piksel-piksel dalam jendela penyaringan, yang mencerminkan seberapa penting piksel tersebut dalam menghitung nilai rata-rata. Konsep ini memungkinkan teknik penyaringan ini

untuk mempertahankan struktur dan tepi dalam citra, yang dapat terhapus oleh penyaringan rata-rata biasa.

Berikut adalah contoh kernel weighted average filter 3x3:

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

c. Median Filter

Median Filter adalah metode penyaringan citra yang efektif dalam mengurangi noise tipe salt-and-pepper yang sering mengganggu citra dengan menciptakan piksel hitam atau putih yang tiba-tiba muncul. Dalam teknik ini, piksel-piksel dalam jendela penyaringan diurutkan dan nilai median (nilai tengah) diambil sebagai piksel baru di pusat jendela. Teknik ini secara efisien menghilangkan noise tanpa mengorbankan detail struktural atau tepi pada citra, menjadikannya cocok untuk citra dengan struktur penting. Namun, efektivitasnya terbatas pada noise dengan distribusi lebih kompleks atau kontinu, dan pemilihan ukuran jendela berpengaruh pada hasil penyaringan. Median Filter digunakan luas dalam berbagai aplikasi, terutama di bidang medis, astronomi, dan pengolahan citra lainnya.

d. Citra CT-Scan Otak

Citra CT scan otak adalah hasil visualisasi yang detail mengenai struktur dan kondisi otak menggunakan teknologi pemindaian tomografi komputer (CT scan). Melalui metode ini, serangkaian gambar potongan melintang otak dihasilkan, memungkinkan para profesional medis untuk menganalisis dengan cermat struktur otak, mendeteksi adanya lesi atau kelainan, serta mengevaluasi kondisi keseluruhan pasien. Teknik citra CT scan otak menggunakan sinar-X untuk mengambil gambar dalam berbagai arah, kemudian data ini diolah oleh komputer menjadi gambar tiga dimensi atau potongan melintang yang dapat dianalisis oleh dokter. Citra tersebut memungkinkan identifikasi tulang tengkorak dengan detail, serta memperlihatkan berbagai bagian otak seperti korteks, substansia putih, dan abu-abu. Kondisi seperti tumor, perdarahan, edema, dan infark (stroke) dapat terdeteksi berdasarkan perbedaan kepadatan dalam gambar. Citra CT scan otak juga membantu dalam melihat ventrikel, area berisi cairan cerebrospinal, serta mengidentifikasi perubahan dalam distribusi cairan tersebut. Dengan segala potensinya, citra CT scan otak menjadi alat penting dalam diagnosis dan penanganan berbagai masalah kesehatan otak, tetapi penafsiran hasil harus dilakukan oleh dokter yang berpengalaman dalam bidang radiologi atau neurologi.

e. SSIM

Structural Similarity Index (SSIM) adalah suatu metrik kualitas yang digunakan untuk membandingkan dua citra. SSIM mengukur seberapa mirip dua citra dari segi struktur, tekstur, dan detail visual. Metrik ini lebih kompleks

daripada metode perbandingan sederhana seperti Mean Squared Error (MSE), karena memperhitungkan perbedaan kontras, kecerahan, dan penurunan kualitas yang dapat terjadi saat sebuah citra diubah.

SSIM mengambil nilai antara -1 dan 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa kedua citra identik, sedangkan nilai yang lebih rendah mengindikasikan perbedaan yang lebih besar antara citra-citra tersebut. SSIM menggabungkan tiga komponen utama: perbandingan kontras, perbandingan struktur, dan perbandingan kecerahan. Semakin mendekati nilai 1, semakin mirip kedua citra dalam hal kualitas visual.

C. Metodologi

Berikut merupakan langkah-langkah metodologi yang dilakukan penulis:

a. Penggunaan Google Colab:

Google Colab digunakan sebagai platform untuk menjalankan program. Platform ini menyediakan lingkungan komputasi berbasis cloud yang memungkinkan peneliti untuk menjalankan kode Python dan menerapkan teknik penyaringan pada citra. Kelebihan Colab termasuk kemudahan dalam mengakses sumber daya komputasi tinggi dan dukungan untuk berbagai pustaka pengolahan citra.

b. Akuisisi Dataset dari Kaggle:

Dataset citra X-ray paru-paru diperoleh dari sumber Kaggle. Kaggle merupakan platform yang menyediakan berbagai dataset untuk komunitas peneliti dan praktisi. Dataset ini mungkin berisi citra X-ray paru-paru yang mencakup berbagai kondisi klinis untuk memberikan keragaman yang memadai dalam analisis.

c. Implementasi Teknik Penyaringan:

Kode program yang mengimplementasikan teknik penyaringan Average Filter dan Weighted Average Filter ditulis menggunakan bahasa pemrograman Python. Setiap citra dalam subset pengujian dijalankan melalui kedua teknik penyaringan untuk menghasilkan citra hasil penyaringan.

d. Pengukuran Kualitas Menggunakan SSIM:

Metrik Structural Similarity Index (SSIM) digunakan untuk mengukur kualitas citra hasil penyaringan. SSIM membandingkan citra hasil dengan citra asli dan memberikan nilai dalam skala antara -1 dan 1, dengan nilai lebih tinggi menunjukkan kesamaan yang lebih baik antara kedua citra.

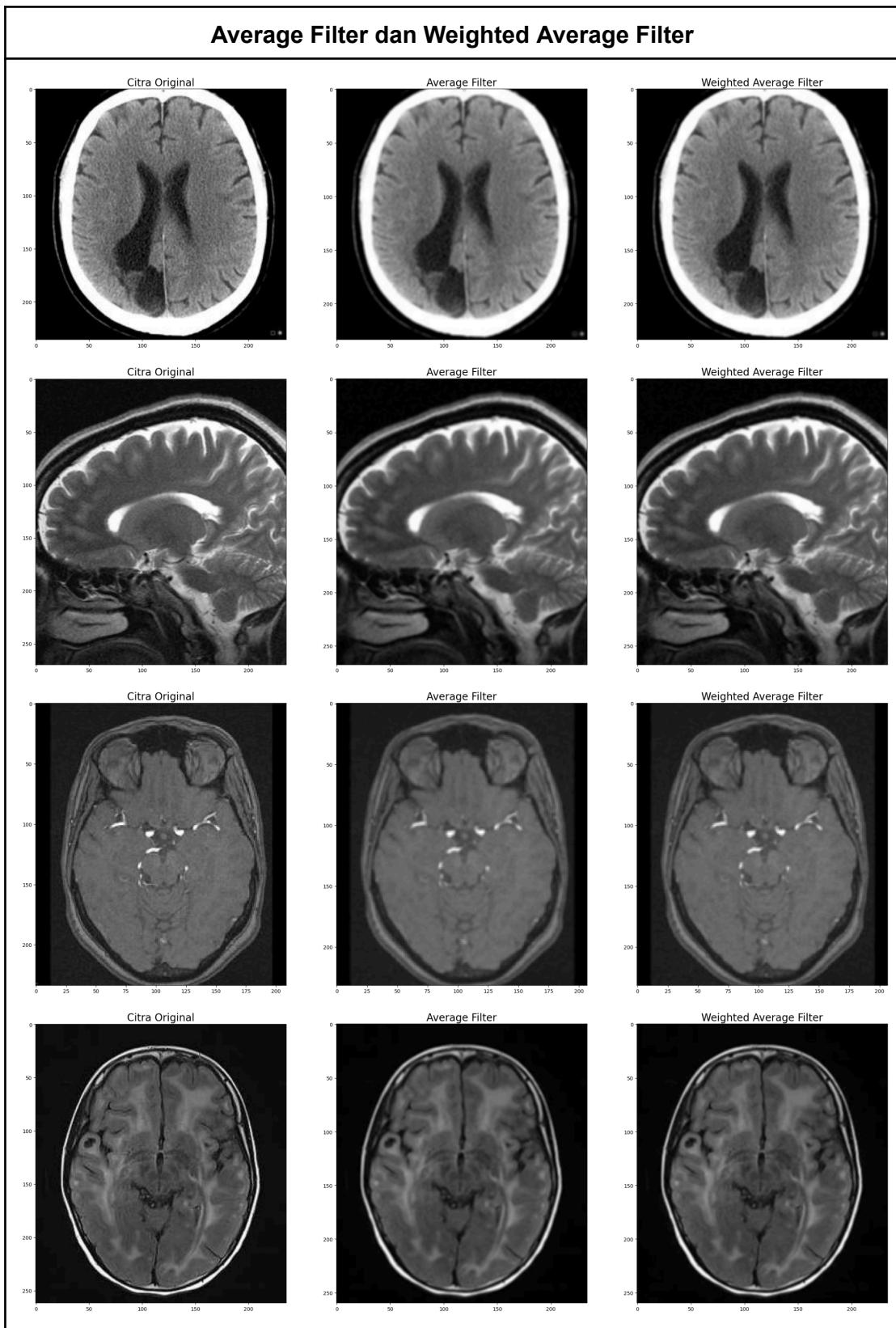
e. Evaluasi dan Perbandingan Hasil:

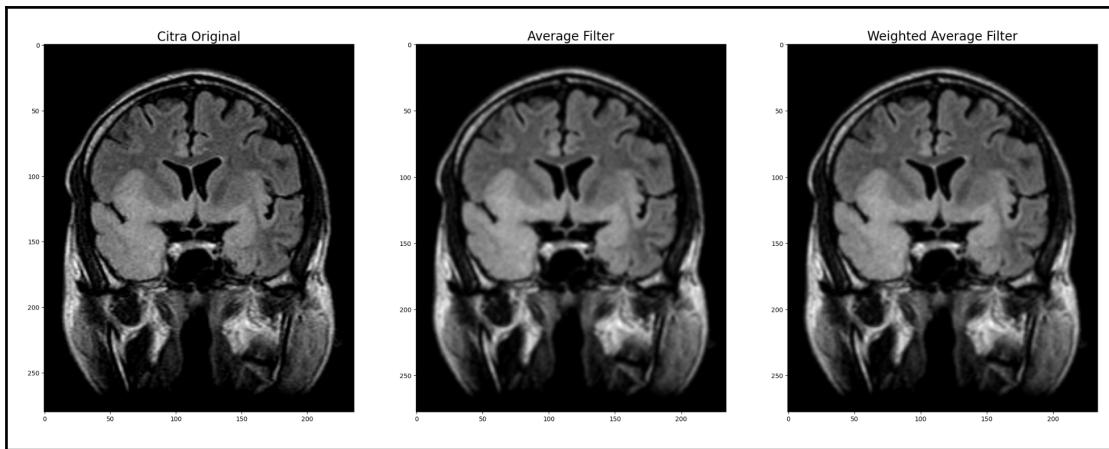
Nilai SSIM dari citra hasil penyaringan dengan menggunakan Average Filter dan Weighted Average Filter dihitung dan dibandingkan. Perbandingan ini memberikan pemahaman tentang efektivitas kedua teknik dalam mereduksi noise dan mempertahankan detail citra.

D. Hasil Uji

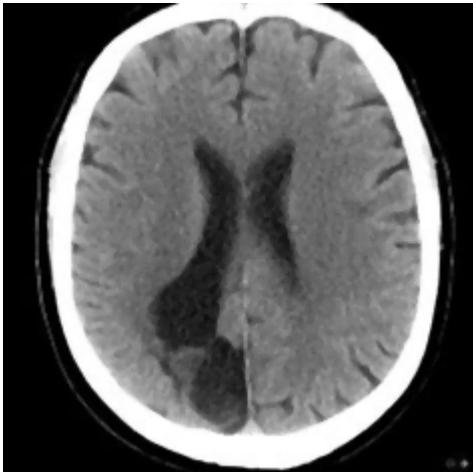
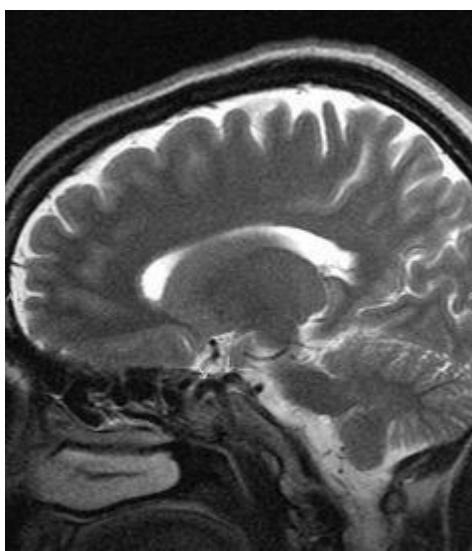
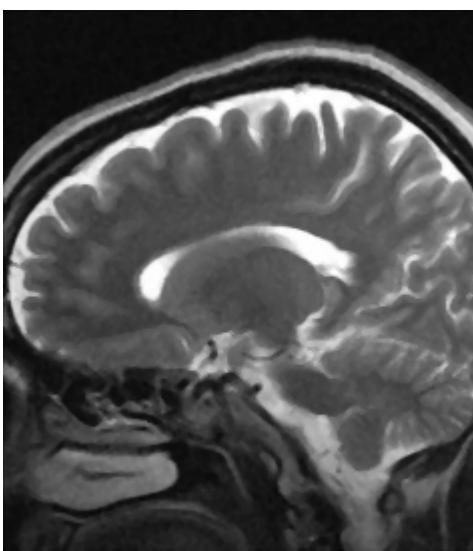
Berikut merupakan perbandingan gambar hasil pengolahan citra menggunakan lima citra paru-paru x-ray:

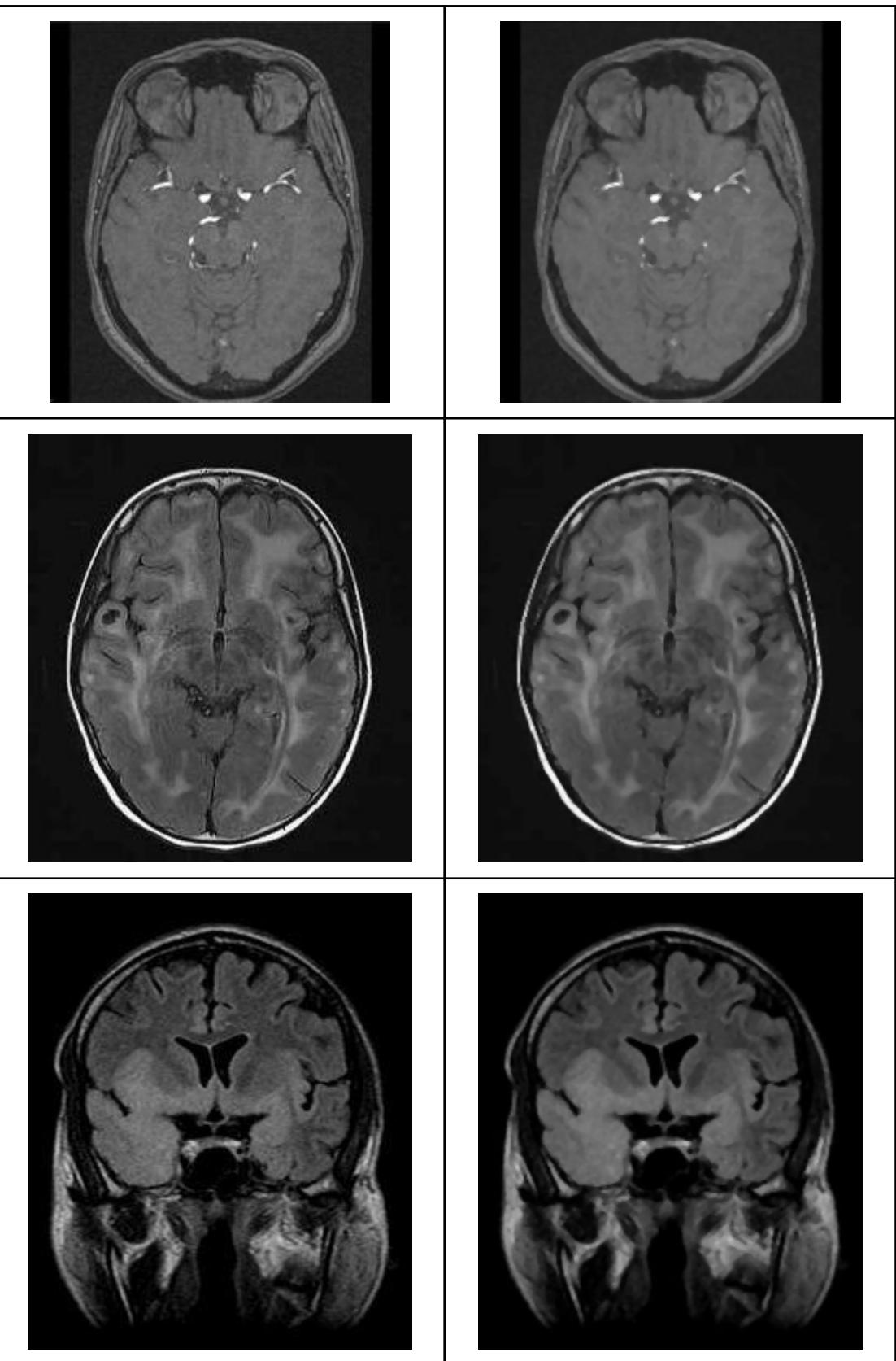
Tabel 1. Average Filter dan Weighted Average Filter





Tabel 2. Median Filter

Median Filter	
Citra Original	Median Filter
	
	



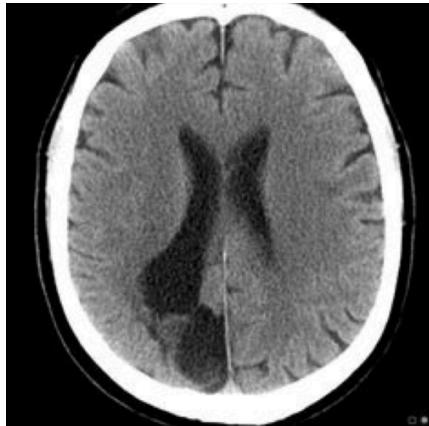
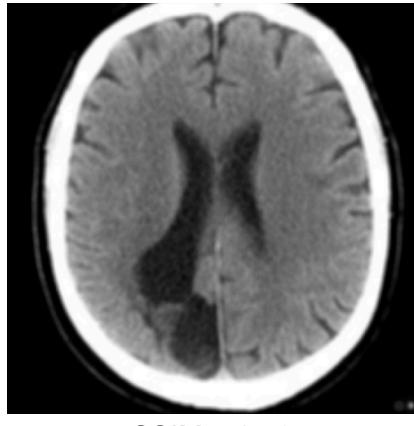
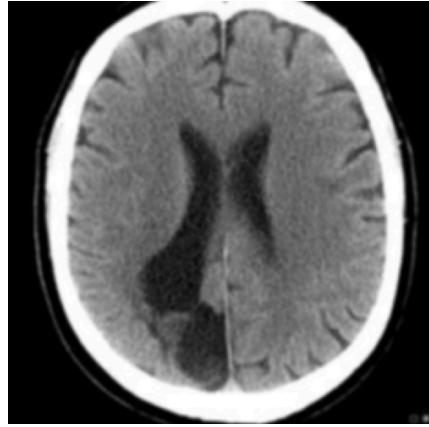
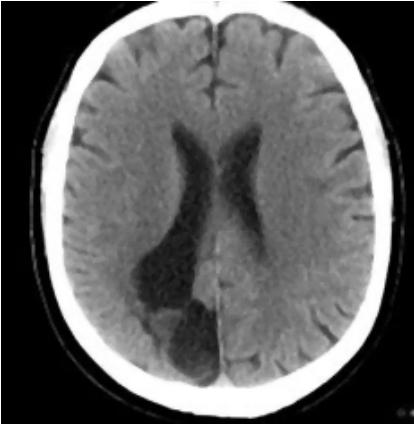
Tabel 3. Nilai SSIM

Average Filter	Weighted Average Filter	Median Filter
0.73	0.76	0.86
0.87	0.88	0.93
0.86	0.87	0.93
0.88	0.89	0.94
0.87	0.88	0.96

E. Analisis

Untuk melihat keefektifan hasil pengolahan, perhatikan tabel 4 yang berisi perbandingan antara citra asli, average filter, weighted average filter, dan median filter untuk satu sampel citra. Serta tabel

Tabel 4. Citra asli, average filter, weighted average filter, dan median filter.

Citra asli	Average Filter
	 SSIM = 0.73
Weighted Average Filter	Median Filter
 SSIM = 0.76	 SSIM = 0.83

Secara visual, terlihat bahwa citra asli memiliki lebih banyak noise yang terlihat seperti titik-titik kecil yang mengganggu pada permukaan citra. Namun, citra-citra yang telah melalui tahap pengolahan dengan filter menunjukkan peningkatan signifikan dalam hal kebersihan visual. Citra-citra ini terlihat lebih halus, dengan perbedaan yang paling mencolok terjadi pada citra hasil Median Filter.

Apabila diperhatikan, citra yang melalui pengolahan median filter tampak lebih baik dalam mengurangi noise sekaligus mempertahankan detail dan ketajaman citra. Hal ini juga didukung dengan nilai SSIM sebesar 0.83 yang menunjukkan seberapa mirip citra tersebut dengan citra asli. Sedangkan, nilai SSIM hasil pengolahan dengan metode lain bernilai lebih rendah, yaitu 0.76 untuk weighted average filter dan 0.73 untuk median filter.

Apabila kita bandingkan hasil pengolahan citra menggunakan weighted average filter dan average filter, terlihat bahwa citra hasil weighted average filter memiliki detail yang sedikit lebih baik pada bagian tepi dan struktur dibandingkan citra hasil average filter. Hal ini didukung dengan nilai SSIM-nya yang lebih besar 0.03 poin , yaitu 0.76.

Dari hasil analisa ini, dapat disimpulkan bahwa dalam kasus ini median filter terbukti memiliki performa yang paling baik dalam mengurangi noise sekaligus mempertahankan detail dan ketajaman citra. Sedangkan, weighted average filter dan average filter memiliki performa yang mirip, hanya saja weighted average filter sedikit lebih unggul karena dapat mempertahankan detail citra dengan lebih baik.

F. Kesimpulan

Dalam bidang pemrosesan citra, salah satu tantangan yang sering dihadapi adalah bagaimana mengurangi noise yang dapat mengganggu kualitas visual citra. Noise dapat berasal dari berbagai sumber, seperti kamera, pencahayaan, kompresi, atau transmisi. Untuk mengatasi masalah ini, berbagai metode filter telah dikembangkan dan diuji untuk melihat efektivitasnya dalam menghilangkan noise dan mempertahankan informasi penting dalam citra.

Dalam percobaan yang telah dilakukan, tiga metode filter yang dibandingkan adalah Average Filter, Weighted Average Filter, dan Median Filter. Hasil percobaan menunjukkan bahwa ketiga metode filter tersebut berhasil mengurangi noise. Namun, terdapat perbedaan signifikan dalam hal detail dan ketajaman citra yang dihasilkan oleh masing-masing metode filter.

Median Filter adalah pilihan terbaik dalam mengurangi noise sekaligus dalam mempertahankan detail dan ketajaman citra. Hal ini dibuktikan dengan nilai SSIM (Structural Similarity Index Measure) yang paling tinggi. Weighted Average Filter juga memberikan hasil yang cukup baik dalam menghilangkan noise dan mempertahankan detail tepi dan struktur citra. Sedangkan, average filter dapat mengurangi noise, tetapi berefek pada berkurangnya tingkat ketajaman dan detail citra.

G. Lampiran

- a. Link Google Colab
<https://colab.research.google.com/drive/1Vxw3mo-je5XUE50FnFA57U6WsRAHNI12?usp=sharing>
- b. Screenshot History (dikerjakan menggunakan dua notebook)

Revision history	
<input type="checkbox"/> Only show named versions	<input checked="" type="checkbox"/> Show output
<input checked="" type="checkbox"/> Aug 21, 2023 9:37 AM Sayyidan M. Ihsan	<input type="checkbox"/> Raw source <input type="checkbox"/> Inline diff <input checked="" type="checkbox"/> Show output
<input checked="" type="checkbox"/> Aug 20, 2023 11:27PM Sayyidan M. Ihsan	<pre>1 # Responsi Biomedical Image Processing 2 ### Sayyidan Muhammad Ihsan 3 ### 26/466016/IN/50745 Text cell <8eqfRqdtK7Q> # %% [markdown] 1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-ray</pre>
<input checked="" type="checkbox"/> Aug 20, 2023 9:20PM Sayyidan M. Ihsan	<pre>Code cell <2ZtzyCg7zI2> # %% [code] 1 # mengaksesikan pada google drive 2 from google.colab import files 3 import cv2 4 import matplotlib.pyplot as plt 5 from google.colab import drive 6 drive.mount('/content/drive/') +Execution output from Aug 20, 2023 11:19 PM</pre> <p>OKB Stream Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remou</p>
<input checked="" type="checkbox"/> Aug 20, 2023 9:16PM Sayyidan M. Ihsan	<pre>Code cell <c9je06l2bfC> # %% [code] 1 import numpy as np 2 import cv2 3 from google.colab.patches import cv2_imshow Code cell <3F6VwMvR1v> # %% [code] 1 #initial path image 2 covid1 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C" 3 covid2 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C" 4 normal = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/N" 5 pneumonia_bakteri = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi</pre>
<input checked="" type="checkbox"/> Aug 20, 2023 11:19 PM	<pre>1 # Responsi Biomedical Image Processing 2 ### Sayyidan Muhammad Ihsan 3 ### 26/466016/IN/50745 Text cell <8eqfRqdtK7Q> # %% [markdown] 1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-ray Code cell <2ZtzyCg7zI2> # %% [code] 1 # mengaksesikan pada google drive 2 from google.colab import files 3 import cv2 4 import matplotlib.pyplot as plt 5 from google.colab import drive 6 drive.mount('/content/drive/') +Execution output from Aug 20, 2023 9:05 AM</pre> <p>OKB Stream Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remou</p> <pre>Code cell <njle6l2bfC> # %% [code] 1 import numpy as np 2 import cv2 3 from google.colab.patches import cv2_imshow Code cell <3F6VwMvR1v> # %% [code] 1 #initial path image 2 covid1 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C" 3 covid2 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C" 4 normal = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/N" 5 pneumonia_bakteri = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi</pre>

Revision history

	Raw source	Inline diff	Show output
Only show named versions	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Aug 21, 2023 4:50PM	1 # Responsi Biomedical Image Processing 2 ### Sayyidan Muhammad Ithsan 3 ### 28/468168/TK/97497		
Sayyidan M. Ithsan			
Pinned version	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Aug 21, 2023 11:07AM	1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-Ray		
Sayyidan M. Ithsan			
Pinned version	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Aug 21, 2023 11:06AM	1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-Ray		
Sayyidan M. Ithsan			

Test cell <ReqRodTyQ1>

%% code

1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-Ray

Code cell <Z2tzcYqgXzI>

%% [code]

1 # mengakses google drive
2 from google.colab import files
3 import cv2
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 from google.colab import drive
6 drive.mount('/content/drive')
7 from skimage.metrics import structural_similarity as ssim

Execution output from Aug 21, 2023 9:05 AM

OKB
Stream
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount

Code cell <RjHd061zbFc6>

%% [code]

1 import numpy as np
2 import cv2
3 from google.colab.patches import cv2_imshow

Code cell <F6wMnpRUVr>

%% [code]

1 #inisiasi path image
2-brain1 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C/
3-brain2 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/C/
4-brain3 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
5-brain4 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
6-brain5 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B

Test cell <SeefRodTyQ1>

%% [code]

1 # Image Filtering pada citra paru-paru X-Ray

Code cell <Z2tzcYqgXzI>

%% [code]

1 # mengakses google drive
2 from google.colab import files
3 import cv2
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 from google.colab import drive
6 drive.mount('/content/drive')
7 from skimage.metrics import structural_similarity as ssim

Execution output from Aug 21, 2023 9:48 PM

OKB
Stream
Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount

Code cell <RjHd061zbFc6>

%% [code]

1 import numpy as np
2 import cv2
3 from google.colab.patches import cv2_imshow

Code cell <F6wMnpRUVr>

%% [code]

1 #inisiasi path image
2-brain1 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
3-brain2 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
4-brain3 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
5-brain4 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B/
6-brain5 = "/content/drive/MyDrive/SP Image Processing/Responsi Filtering/B

c. Data citra

[https://drive.google.com/drive/folders/1TD16tAYg5F48qX6k-w2BfHjfLZF0ALK
?usp=sharing](https://drive.google.com/drive/folders/1TD16tAYg5F48qX6k-w2BfHjfLZF0ALK?usp=sharing)

Segmentasi Citra X-Ray Paru-paru menggunakan U-Net

A. Tujuan

Laporan ini bertujuan untuk menjelaskan pendekatan segmentasi citra X-Ray paru-paru menggunakan arsitektur U-Net. Segmentasi citra paru-paru memiliki peran krusial dalam diagnosis penyakit paru-paru, seperti pneumonia, kanker paru-paru, dan penyakit lainnya. Dengan menggunakan metode U-Net, tujuan dari laporan ini adalah mengembangkan dan menerapkan model segmentasi yang akurat dan efisien untuk mengidentifikasi dan memisahkan area paru-paru dalam citra X-Ray.

B. Dasar Teori

a. Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah proses membagi citra digital menjadi beberapa bagian yang memiliki makna atau konten tertentu. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi dan memisahkan objek atau area dari latar belakang dalam citra. Dalam segmentasi, setiap piksel dalam citra diberi label atau kelas yang menggambarkan keanggotaannya dalam satu objek atau bagian tertentu. Hasil dari segmentasi adalah pemisahan visual yang memungkinkan analisis lebih lanjut atau pengambilan informasi spesifik dari citra.

Segmentasi citra memiliki peran penting dalam bidang medis, terutama dalam diagnosis dan perawatan penyakit. Dalam pengenalan penyakit, segmentasi membantu mengisolasi area yang terkena penyakit, memungkinkan dokter untuk menganalisis dengan lebih mendalam dan akurat. Dalam konteks citra X-Ray paru-paru, segmentasi dapat membantu dokter mengidentifikasi dan memisahkan area paru-paru dari struktur tulang atau area lain yang tidak relevan. Hal ini mendukung deteksi dini penyakit seperti pneumonia, kanker paru-paru, dan kelainan lainnya.

b. X-ray

Sinar-X, atau lebih dikenal sebagai X-ray, adalah bentuk radiasi elektromagnetik yang memiliki energi tinggi dan dapat menembus benda padat dan jaringan lunak. Teknologi sinar-X telah lama digunakan dalam berbagai bidang, terutama dalam bidang kedokteran dan ilmu radiologi. Sinar-X sangat berguna karena kemampuannya untuk melewati materi dan menciptakan citra dari struktur internal benda atau organisme tanpa memerlukan pembedahan atau prosedur invasif.

Dalam bidang medis, citra sinar-X digunakan secara luas untuk tujuan diagnostik dan pemantauan. Teknik ini memungkinkan para profesional medis, seperti dokter radiologi, untuk melihat struktur internal tubuh manusia, termasuk tulang, organ, dan jaringan lunak.

c. Citra Paru-paru

Citra X-Ray paru-paru merupakan gambaran visual dari struktur dan kondisi organ paru-paru yang dihasilkan dengan menggunakan teknologi sinar-X. Citra ini memberikan pandangan yang penting bagi para profesional medis untuk mendeteksi dan mendiagnosa berbagai penyakit dan gangguan

yang mempengaruhi organ pernapasan. Berikut adalah beberapa jenis penyakit paru-paru yang dapat dideteksi melalui citra X-Ray:

1. Pneumonia: Pneumonia adalah infeksi paru-paru yang umum dan dapat berasal dari berbagai jenis mikroorganisme, seperti bakteri, virus, atau jamur. Citra X-Ray dapat mengungkapkan tanda-tanda inflamasi dan penumpukan cairan dalam paru-paru, yang merupakan karakteristik pneumonia. Perubahan pada gambaran normal paru-paru, seperti konsolidasi atau bayangan keruh, dapat membantu dalam diagnosis penyakit ini.
2. Kanker Paru-paru: Citra X-Ray juga digunakan untuk mendeteksi tanda-tanda awal kanker paru-paru. Kanker ini sering muncul sebagai bercak putih atau bayangan yang tidak normal pada citra. Namun, pada tahap awal, kanker paru-paru mungkin sulit dideteksi karena gejalanya bisa mirip dengan penyakit lain.
3. Tuberkulosis (TB): TB adalah penyakit infeksi yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis*. Citra X-Ray dapat menunjukkan tanda-tanda khas TB paru-paru, termasuk lesi atau tuberkuloma yang mungkin muncul sebagai bayangan gelap pada citra.
4. Fibrosis Paru-paru: Fibrosis paru-paru adalah kondisi di mana jaringan paru-paru mengalami pengerasan dan pengantian oleh jaringan ikat. Citra X-Ray dapat menunjukkan pola yang tidak normal pada struktur paru-paru, membantu dalam diagnosis fibrosis.

Melalui citra X-Ray paru-paru, dokter dan profesional medis dapat mengenali tanda-tanda awal dan perubahan dalam struktur paru-paru yang dapat menjadi petunjuk penting dalam diagnosis dan perawatan penyakit paru-paru.

d. Arsitektur U-Net

Arsitektur U-Net adalah model deep learning yang dirancang khusus untuk tugas segmentasi citra, terutama dalam kasus citra biomedis seperti citra medis atau mikroskopis. Arsitektur ini diusulkan oleh Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, dan Thomas Brox pada tahun 2015. Nama "U-Net" berasal dari bentuknya yang menyerupai huruf "U" jika dilihat dari tampilan samping, dengan lapisan konvolusi di bagian atas dan lapisan konvolusi terbalik di bagian bawah. Berikut merupakan struktur arsitektur U-Net:

1. Lapisan Konvolusi: Bagian atas "U" terdiri dari serangkaian lapisan konvolusi dan lapisan pengurutan, mirip dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) pada umumnya. Lapisan konvolusi ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur-fitur dari citra secara bertahap.

2. Konsep "Skip Connections" atau "Jembatan": Salah satu ciri khas U-Net adalah penggunaan "skip connections" atau "jembatan." Ini melibatkan menyambungkan lapisan dari satu sisi "U" ke lapisan yang sesuai di sisi lainnya. Skip connections membantu mempertahankan informasi spasial yang lebih tinggi selama proses pembelajaran. Informasi dari lapisan konvolusi pada tahap awal dapat diintegrasikan dengan informasi dari lapisan konvolusi yang lebih dalam.
3. Lapisan Konvolusi Terbalik: Bagian bawah "U" adalah lapisan konvolusi terbalik yang berfungsi untuk memperluas resolusi citra yang telah dikompresi oleh lapisan konvolusi di bagian atas. Lapisan ini berperan dalam melakukan rekonstruksi detail dari citra yang telah di-segmentasi sebelumnya.

Kefektifan arsitektur U-Net terletak pada kemampuannya untuk secara akurat dan efisien melakukan segmentasi citra, khususnya dalam konteks citra biomedis seperti citra X-Ray paru-paru. Dengan struktur yang khas berbentuk "U", arsitektur ini menggabungkan lapisan konvolusi dengan konsep "skip connections" atau "jembatan" yang unik. Skip connections memungkinkan integrasi informasi dari berbagai tingkat resolusi dan skala spasial, memungkinkan model untuk mengenali fitur-fitur dari level rendah hingga tinggi. Hal ini memberikan keunggulan dalam mengidentifikasi struktur yang kompleks dan beragam pada citra biomedis. Selain itu, lapisan konvolusi terbalik pada bagian bawah "U" membantu mempertahankan detail dan melakukan rekonstruksi yang diperlukan untuk segmentasi yang akurat. Keunggulan ini terbukti penting dalam mengatasi citra beresolusi tinggi, yang sering kali ditemui dalam konteks medis.

Dalam keseluruhan, arsitektur U-Net menggabungkan informasi kontekstual yang kaya dengan kemampuan mempertahankan detail, sehingga memungkinkan untuk segmentasi yang lebih baik pada citra biomedis yang kompleks. Kombinasi efisiensi pelatihan dan konvergensi juga membuat U-Net menjadi alat yang efektif dalam analisis visual mendalam, memungkinkan profesional medis untuk mengidentifikasi dan memisahkan area yang relevan dengan tingkat akurasi yang tinggi.

e. Area Under Curve (AUC)

Area Under the Curve (AUC), atau Luas Area di Bawah Kurva, adalah metrik evaluasi yang umum digunakan dalam analisis performa model, terutama dalam konteks klasifikasi. AUC mengukur sejauh mana model mampu membedakan antara dua kelas yang berbeda dengan menghitung area di bawah kurva Receiver Operating Characteristic (ROC).

Dalam konteks segmentasi citra, AUC dapat membantu mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi dan memisahkan area yang relevan dari area lain. Nilai AUC yang tinggi menandakan bahwa model dapat memprediksi dengan akurat area yang ingin di-segmentasi, sementara nilai rendah mungkin menunjukkan bahwa model kesulitan dalam membedakan antara area yang berbeda.

f. Dice Coefficient

Dice Coefficient, juga dikenal sebagai F1-Score atau Dice Similarity Coefficient, adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kesamaan atau ketepatan antara dua set data, terutama dalam konteks segmentasi citra atau pengenalan objek. Metrik ini sangat berguna dalam tugas segmentasi citra untuk mengukur sejauh mana area yang di-segmentasi oleh model cocok dengan area yang sebenarnya pada masker referensi.

Dice Coefficient memiliki nilai antara 0 hingga 1. Nilai 0 menunjukkan bahwa tidak ada kesamaan antara kedua set data, sedangkan nilai 1 menunjukkan bahwa kedua set data sepenuhnya cocok.

C. Metodologi

Berikut merupakan langkah-langkah metodologi yang digunakan untuk melakukan segmentasi pada citra x-ray paru-paru menggunakan U-Net:

1. Akuisisi Dataset

Dataset yang digunakan diambil dari Kaggle dan terdiri dari 800 citra sinar-X paru-paru serta 704 mask yang sesuai. Dataset ini berfungsi sebagai bahan dasar untuk melatih dan menguji model segmentasi. Karena jumlah masknya tidak lengkap, diperlukan tahap korespondensi terlebih dahulu.

2. Pra-pemrosesan Data

Langkah awal pra-pemrosesan adalah memastikan bahwa setiap citra memiliki masker yang sesuai. Dikarenakan jumlah citra (800) dan masker (704) tidak sama, langkah ini melibatkan pencocokan satu-per-satu antara citra dan masker untuk memastikan bahwa setiap citra memiliki masker yang relevan.

3. Sanity Check

Setelah korespondensi citra-masker selesai, dilakukan sanity check untuk memastikan bahwa setiap pasangan citra-masker sesuai dan tidak ada kesalahan dalam penempatan. Hal ini penting untuk menghindari kesalahan selama pelatihan dan evaluasi model.

4. Pelatihan Model U-Net

Model U-Net dibangun dan dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Arsitektur U-Net memungkinkan model untuk belajar mengidentifikasi dan memisahkan area paru-paru dalam citra. Proses pelatihan ini mencakup iterasi di mana model memperbarui parameter berdasarkan perbedaan antara hasil prediksi dan masker sebenarnya.

5. Callbacks, Early Stopping, dan Pengurangan Learning Rate

Dalam proses pelatihan, digunakan callbacks untuk mengontrol pelatihan secara dinamis. Early stopping digunakan untuk menghentikan pelatihan jika performa model di atas dataset validasi sudah tidak meningkat lagi, menghindari overfitting. Pengurangan learning rate membantu model untuk konvergensi yang lebih baik dan stabil.

6. Pelatihan dengan 10 Epoch:

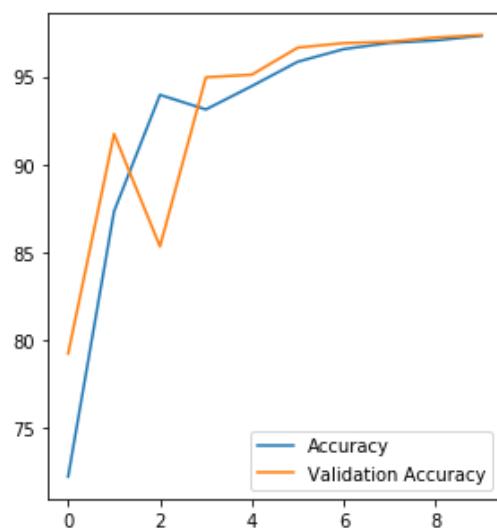
Pelatihan model dilakukan dalam sejumlah epoch tertentu, misalnya 10 epoch. Hal ini mengacu pada iterasi di mana seluruh dataset digunakan untuk melatih model. Jumlah epoch dapat disesuaikan sesuai dengan performa dan waktu komputasi yang tersedia. Karena keterbatasan waktu dan sumber daya, penulis memutuskan menggunakan 10 Epoch.

7. Pengujian Model

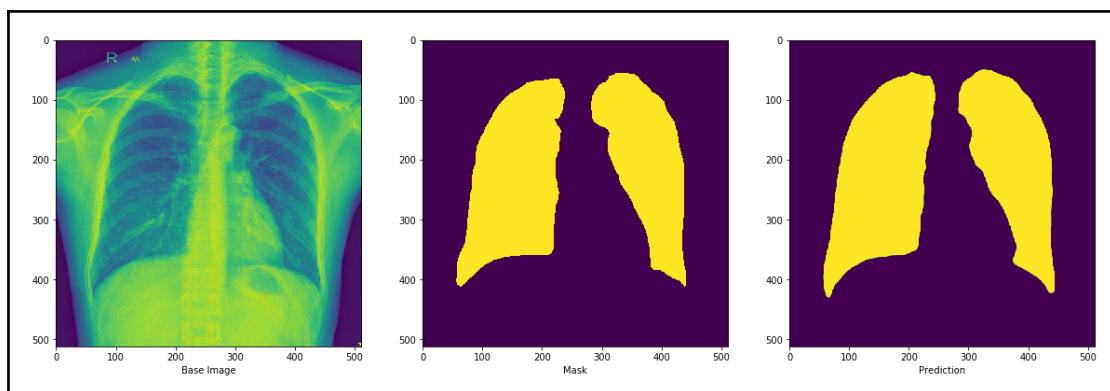
Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan citra acak lalu membandingkan hasil prediksi dengan masknya. Digunakan pula metriks AUC dan Dice Coefficient untuk mengukur tingkat keefektifannya.

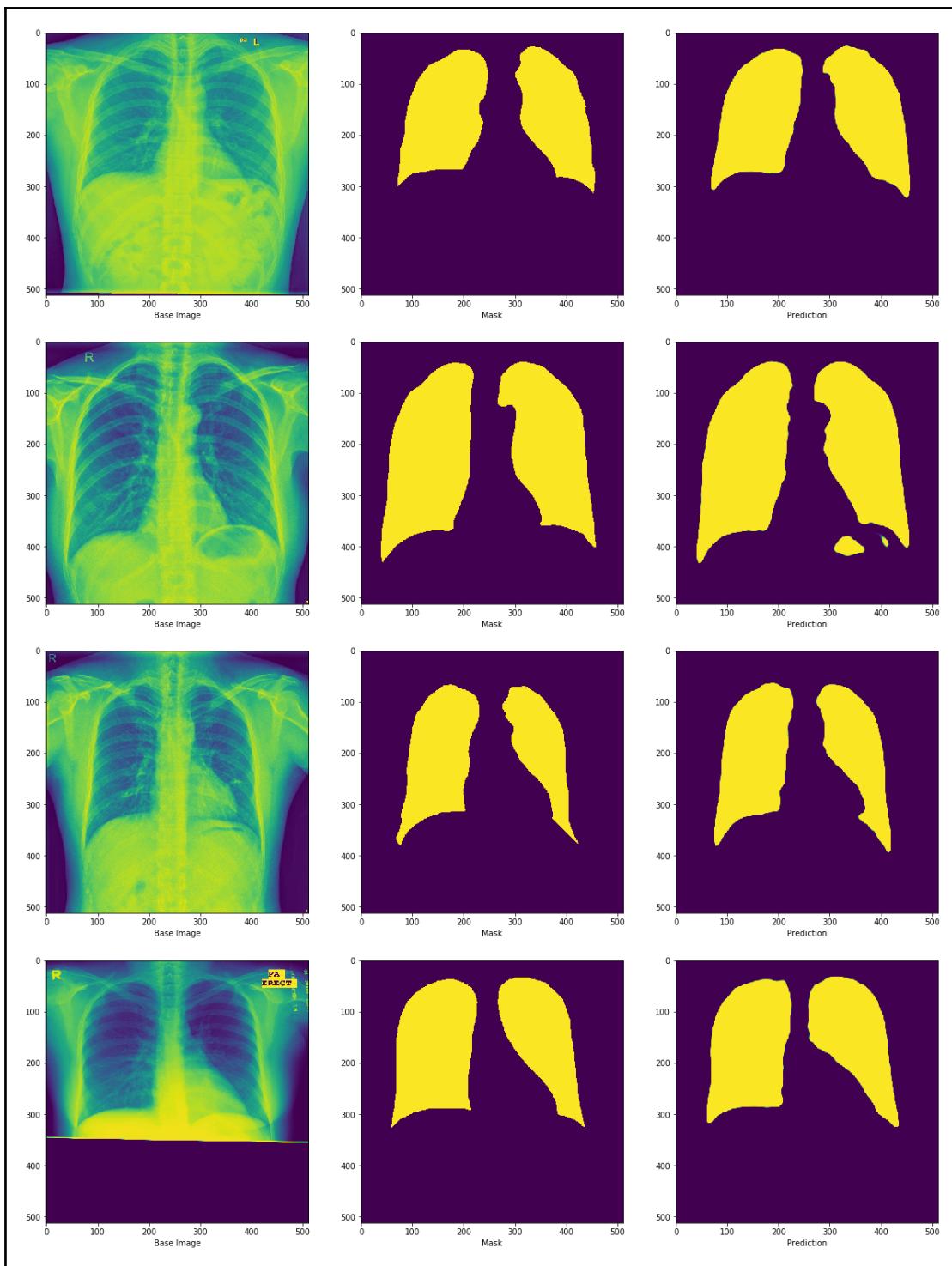
D. Hasil Uji

Grafik Akurasi



Tabel Hasil Uji Coba Citra Asli, Mask, dan Prediksi





Tabel Nilai Metriks

AUC	Dice Coefficient
0.9859102333804004	0.931208512811113
0.9955391093758048	0.9698593969267408
0.9919286799927689	0.9623100691984782

0.9961989841177564	0.9664798143274577
0.9963162008726412	0.9729901569687067

E. Analisis

Seperti terlihat pada grafik akurasi pada Hasil Uji, terjadi peningkatan akurasi yang baik dari epoch 4 hingga epoch 10. Grafiknya mulai mendatar pada nilai akurasi 0.99. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik.

Pada tabel hasil uji coba yang berisi citra asli, mask, dan prediksinya dapat kita lihat hasil prediksi sudah mendekati bentuk mask secara visual. Akan tetapi, untuk mendapatkan perhitungan yang lebih akurat, penulis menggunakan metrik AUC dan Dice Coefficient

Nilai AUC sebesar 0.9932 yang diperoleh mengindikasikan performa yang sangat baik dalam tugas evaluasi model. Semakin mendekati nilai 1, semakin baik kemampuan model dalam membedakan antara kelas atau area yang diinginkan dalam dataset. Dalam konteks segmentasi citra, nilai AUC sebesar 0.9932 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memisahkan area yang relevan dari area lain pada citra X-Ray paru-paru. Hal ini menggambarkan kemampuan model dalam mengidentifikasi dengan presisi area-area yang penting untuk diagnosis medis, serta potensinya untuk mendukung profesional medis dalam pengambilan keputusan yang akurat. Dengan demikian, hasil AUC yang mendekati 1 menguatkan keandalan dan validitas model dalam tugas segmentasi citra medis.

Performa yang tinggi juga ditunjukkan pada nilai Dice Coefficient dengan rata-rata 0.9609. Dengan nilai Dice Coefficient sebesar 0.9609, hasil segmentasi model mencerminkan kemampuan yang kuat dalam mengenali dan memisahkan area yang penting pada citra X-Ray paru-paru. Tingginya nilai ini menunjukkan akurasi segmentasi yang tinggi, serta kemampuan model dalam mengidentifikasi area-area yang relevan dengan sangat baik. Performa konsisten model dalam menghasilkan segmentasi yang mendekati area sebenarnya mengindikasikan kemampuan adaptasi yang baik terhadap variasi dalam citra. Nilai Dice Coefficient yang tinggi ini juga memiliki implikasi yang signifikan dalam bidang medis, di mana kemampuan model dalam mengidentifikasi area-area penyakit seperti pneumonia atau kanker paru-paru dapat memberikan kontribusi yang berharga dalam pengenalan penyakit dan pengambilan keputusan medis yang lebih tepat.

F. Kesimpulan

Dalam percobaan ini, penulis menerapkan metode segmentasi citra menggunakan arsitektur U-Net untuk mengidentifikasi area paru-paru pada citra sinar-X. Metode ini melibatkan langkah-langkah mulai dari akuisisi dataset hingga evaluasi performa model. Dataset kami terdiri dari 800 citra X-Ray paru-paru beserta 704 masker yang sesuai. Kami melakukan pra-pemrosesan data dengan mencocokkan setiap citra dengan masker yang relevan dan melaksanakan *sanity check* untuk memastikan kesesuaian antara citra dan maskernya. Setelah melatih model U-Net, kami melakukan evaluasi dengan menggunakan metrik AUC dan Dice Coefficient.

Dari hasil evaluasi, penulis mengamati bahwa model U-Net mampu mencapai nilai rata-rata AUC sebesar 0.9932 dan rata-rata Dice Coefficient sebesar 0.9609. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang luar biasa dalam mengenali dan memisahkan area paru-paru dengan akurasi yang tinggi pada citra X-Ray. Hasil ini memberikan potensi besar dalam mendukung diagnosis medis dengan memberikan analisis visual mendalam yang dapat membantu para profesional medis dalam pengambilan keputusan yang lebih tepat.

G. Lampiran

Link notebook:

https://drive.google.com/file/d/12p6eNsjcked8tqhrgCEMVqmO-_ItJFbY/view?usp=sharing

Dataset citra:

<https://www.kaggle.com/datasets/nikhilpandey360/chest-xray-masks-and-labels>

Daftar Pustaka

- [1] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” in *Lecture Notes in Computer Science*, Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 234–241.
- [2] P. Arora, S. Gera, and V. M. Kapse, “Diagnosis of Lung segmentation for Chest X Ray images using XGBoost,” in *2021 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO)*, 2021.
- [3] V. Mudeng, M. Kim, and S.-W. Choe, “Prospects of structural similarity index for medical image analysis,” *Appl. Sci. (Basel)*, vol. 12, no. 8, p. 3754, 2022.
- [4] S. Ghosal, A. Xie, and P. Shah, “Uncertainty quantified deep learning for predicting Dice coefficient of digital histopathology image segmentation,” *arXiv [eess.IV]*, 2021.
- [5] J. H. Underwood, “A technique for measuring area under a curve,” *Exp. Tech.*, vol. 12, no. 9, pp. 15–15, 1988.