



TESIS - EE235401

# **SEGMENTASI GUMPALAN DARAH VENA PADA CITRA ULTRASOUND MENGGUNAKAN U-NET**

AHMAD RAMADHANI  
NRP 6022221001

**DOSEN PEMBIMBING**  
Prof. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.  
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

PROGRAM MAGISTER  
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2024

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# LEMBAR PENGESAHAN TESIS

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

**Magister Teknik (MT)**

di

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh:

**Ahmad Ramadhani**

**NRP:6022221001**

Tanggal Ujian :11 Januari 2024

Periode Wisuda : -

Disetujui oleh:

**Pembimbing:**

1. Prof. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. ....  
NIP:196907301995121001

2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. ....  
NIP:196806011995121009

**Penguji:**

1. Dr. Arief Kurniawan, S.T., M.T. ....  
NIP:197409072002121001

2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. ....  
NIP:196806011995121009

3. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T. ....  
NIP:197003131995121001

Kepala Departemen Teknik Elektro  
Fakultas Teknologi Elektro Dan Informatika Cerdas

Dedet Candra Riawan, ST., M.Eng., Ph.D

Nip:197311192000031001

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **PERNYATAAN KEASLIAN TESIS**

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **SEGMENTASI GUMPALAN DARAH VENA PADA CITRA ULTRASOUND MENGGUNAKAN U-NET** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya 21 Januari 2024

Ahmad Ramadhani

Nrp :6022221001

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## Kata Pengantar

Puji dan syukur kehadirat Allah SWT atas segala limpahan berkah, rahmat, serta hidayah-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan ini dengan judul SEGMENTASI GUMPALAN DARAH VENA PADA CITRA ULTRASOUND MENGGUNAKAN U-NET.

Pada penulisan buku tesis ini, penulis memiliki banyak kekurangan dan keterbatasan sehingga proses penyusunan buku tesis ini tidak lepas dari bantuan, dukungan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan hormat, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T. dan Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. yang telah mengarahkan, memberikan semangat, saran, dan masukan dalam penyusunan buku tesis.
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. selaku koordinator bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia.
3. Dewan penguji yang telah memberikan masukan dan arahan dalam tesis ini.
4. Orang tua dan keluarga yang selalu memberikan bantuan dalam bentuk moral, material, dan doa kepada penulis.
5. Teman - teman seperjuangan JCM yang telah memberikan dukungan dalam penggerjaan tesis ini.
6. Teman - teman Lab Visi Komputer (B300) yang memberi semangat, kritik, dan saran, serta dukungan dalam penyelesaian buku tesis ini.
7. Semua pihak yang telah membantu dalam proses penggerjaan buku tesis ini.

Dalam penyusunan buku tesis ini, penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan dalam segi penulisan maupun isi dari tesis. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan oleh penulis

Surabaya, 21 Desember 2023

Penulis

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# SEGMENTASI GUMPALAN DARAH VENA PADA CITRA ULTRASOUND MENGGUNAKAN U-NET

Nama Mahasiswa : Ahmad Ramadhani  
NRP : 6022221001  
Pembimbing : 1. Prof. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.  
                  2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

## ABSTRAK

*Deep Vein Thrombosis* (DVT) merupakan sebuah penyakit yang diakibatkan adanya pembentukan thrombus pada pembuluh darah vena dalam. Thrombus ini dapat mengganggu aliran darah normal dan menyebabkan masalah serius apabila tidak diobati. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra 2D *ultrasound thrombus* 5 pasien penderita DVT dan citra *thrombus* dan pembuluh darah *phantom* balon panjang. Diagnosis thrombus apabila dilakukan secara manual memerlukan waktu yang tidak sebentar serta analisis akurasi pembacaan citra *thrombus* bergantung pada dokter spesialis. Oleh karena itu, diperlukan adanya diagnosis *thrombus* untuk penderita DVT secara otomatis guna mempersingkat waktu serta meningkatkan performa analisis akurasi pembacaan citra *thrombus*. Penelitian ini mengusulkan segmentasi 2D dan 3D *thrombus* pada citra *ultrasound phantom* balon panjang menggunakan model segmentasi U-Net. Penelitian ini berhasil melakukan segmentasi gumpalan darah vena pada citra *ultrasound* menggunakan U-Net 3D. Berdasarkan hasil segmentasi model segmentasi U-Net 3D mendapat nilai *accuracy* sebesar 99,1078% dan nilai *loss* sebesar 0,0208. Berdasarkan perhitungan evaluasi metrik untuk perhitungan antara hasil citra prediksi dan groundtruth dengan menggunakan IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*, citra 3D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah mendapat nilai *mean IoU* sebesar 0,8105, *mean dice coefficient* sebesar 0,8953, dan *mean hausdorff distance* sebesar 3,25. Pada segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah *phantom* balon panjang, penggunaan *encoder pre-trained VGG16* pada model U-Net 2D dapat meningkatkan kinerja model untuk segmentasi area *thrombus*. Penerapan peningkatan kualitas citra dengan filter *gaussian* dan filter *median* memberikan pengaruh dalam peningkatan performa segmentasi 2D.

**Kata kunci :** *Deep Vein Thrombosis*, Citra *Ultrasound*, segmentasi, *pre-trained VGG16* and UNet, filter *denoising*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# THROMBUS SEGMENTATION IN ULTRASOUND IMAGE USING U-NET

By : Ahmad Ramadhani  
Student Identity Number : 6022221001  
Supervisor : 1. Prof. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.  
                  2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

## ABSTRACT

Deep Vein Thrombosis (DVT) is a disease that occurs when a thrombus forms within the deep veins. This thrombus can disrupt normal blood flow and lead to severe issues if left untreated. The dataset used in this research consists of 2D ultrasound images of thrombus from 5 patients with DVT. Manual thrombus diagnosis requires a considerable amount of time, and the accuracy of thrombus image analysis relies on specialized doctors. Hence, an automatic thrombus diagnosis is needed for DVT patients to shorten the time and enhance the accuracy of thrombus image analysis. This research proposes thrombus segmentation in ultrasound images using pre-trained VGG16 and UNet model based on denoising filters. The encoder for the UNet model in this segmentation model is a pre-trained VGG16 model. In this study, five denoising filters are utilized. Based on the conducted experiments, the Gaussian filter yielded the most optimal results for thrombus segmentation with an accuracy of 99.166% and a loss value of 0.0269 for the UNet model. Furthermore, the pre-trained VGG16 and UNet model's accuracy was 99.222%, and the loss value was 0.284. Thrombus prediction tests using the UNet model resulted in a mean IoU of 77.087%, a mean Dice coefficient of 0.8608, and a mean Hausdorff distance of 3.44. Meanwhile, thrombus prediction tests using the pre-trained VGG16 and UNet model produced a mean IoU of 88.298%, a mean Dice coefficient of 0.8784, and a mean Hausdorff distance of 3.07. As a result, utilizing VGG16 as the encoder in the UNet architecture may enhance accuracy when segmenting.

**Keyword:** Deep Vein Thrombosis, Ultrasound Image, Segmentation, Pre-trained VGG16 and UNet, Denoising Filter

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN</b>	<b>iii</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TESIS</b>	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>xix</b>
<b>NOMENKLATUR</b>	<b>xxi</b>
<b>1 PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang . . . . .	1
1.2 Rumusan Masalah . . . . .	3
1.3 Tujuan . . . . .	3
1.4 Manfaat . . . . .	3
<b>2 KAJIAN PUSTAKA</b>	<b>5</b>
2.1 Gumpalan Darah Vena . . . . .	5
2.2 Citra Ultrasonografi . . . . .	6
2.3 Kalibrasi . . . . .	7
2.3.1 Desain Kotak Kalibrasi . . . . .	8
2.3.2 Desain <i>Marker</i> pada <i>Probe</i> . . . . .	10
2.3.3 Matriks Kalibrasi . . . . .	11
2.3.4 Kalibrasi Skala Citra <i>Ultrasound</i> . . . . .	13
2.4 Peningkatan Kualitas Citra . . . . .	15
2.5 Segmentasi Citra <i>Ultrasound</i> . . . . .	16
2.5.1 Convolutional Neural Network (CNN) . . . . .	17
2.5.2 U-Net - Deep Learning Model . . . . .	17
2.5.3 Metric Evaluation . . . . .	19
<b>3 METODOLOGI</b>	<b>25</b>
3.1 Data 2D Citra <i>Ultrasound</i> Gumpalan Darah Vena . . . . .	25
3.1.1 Perangkat Akuisisi Citra <i>Ultrasound</i> Gumpalan Darah Vena . . . . .	26
3.1.2 Prosedur Akuisisi Citra <i>Ultrasound</i> Pembuluh Darah dan Gumpalan Darah Vena . . . . .	29
3.2 Preprocessing . . . . .	29
3.2.1 Rekonstruksi 3D Citra <i>Ultrasound</i> Pembuluh Darah dan Gumpalan Darah Vena . . . . .	30
3.2.2 Reduksi <i>Noise</i> . . . . .	32

3.3	Segmentasi Gumpalan Darah . . . . .	37
3.3.1	Pembagian Data Sebelum Segmentasi . . . . .	38
3.3.2	Training Deep Learning Model U-Net . . . . .	39
3.3.3	Ekstraksi Fitur Citra Input pada Encoder U-Net . . . . .	42
3.3.4	Segmentasi Gumpalan Darah Vena pada <i>Decoder</i> U-Net . . . . .	43
3.4	Skenario Pada Penelitian . . . . .	44
<b>4</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN</b>	<b>47</b>
4.1	Segmentasi Dua Dimensi . . . . .	47
4.1.1	Persiapan Pengujian . . . . .	47
4.1.2	Training Model Segmentasi . . . . .	48
4.1.3	Hasil Performa Segmentasi Citra 2D Thrombus . . . . .	66
4.2	Segmentasi Tiga Dimensi . . . . .	71
4.2.1	Persiapan Pengujian . . . . .	71
4.2.2	<i>Training Data 3D Citra Ultrasound Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net 3D</i> . . . . .	72
4.2.3	Hasil Performa Segmentasi Citra 3D Thrombus . . . . .	73
<b>5</b>	<b>PENUTUP</b>	<b>77</b>
5.1	Kesimpulan . . . . .	77
5.2	Saran . . . . .	78
<b>Daftar Pustaka</b>		<b>79</b>
<b>Biodata Penulis</b>		<b>81</b>

## DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi DVT . . . . .	6
2.2	Hasil Pencitraan Ultrasound Doppler . . . . .	7
2.3	(a) Kotak sisi bagian belakang (b) Kotak sisi bagian samping, dan (c) Kotak kalibrasi yang diisi air . . . . .	9
2.4	Desain posisi benang pada kotak kalibrasi . . . . .	9
2.5	(a) Posisi marker dan sistem koordinat Probe USG, M2 sebagai pusat koordinat probe. (b) Posisi marker dan sistem koordinat kotak kalibrasi, M6 sebagai pusat koordinat kotak kalibrasi. . .	10
2.6	Citra hasil pengukuran menggunakan perangkat lunak <i>Echo Wave II</i> . . . . .	14
2.7	Arsitektur U-Net . . . . .	20
2.8	Representasi Kesamaan dalam nilai IoU . . . . .	21
2.9	Representasi Kesamaan dalam nilai <i>dice coefficient</i> . . . . .	22
3.1	Blok Diagram Segmentasi Gumpalan Darah Vena Pada Citra Ultrasound Menggunakan U-Net . . . . .	25
3.2	(a) <i>Phantom</i> Balon Panjang (b) Hasil Pencitraan <i>Ultrasound</i> Menggunakan <i>Phantom</i> Balon Panjang. . . . .	26
3.3	Data Citra Ultrasound Gumpalan Darah . . . . .	27
3.4	(a) modalitas <i>ultrasound</i> Telemed SmartUs EXT-1M, (b) Probe Linear, dan (c) perangkat <i>OpticTrack V120:Trio</i> . . . . .	28
3.5	Visualisasi Penempatan Voxel 3D . . . . .	30
3.6	Prosedur Rekonstruksi 3D . . . . .	31
3.7	Visualisasi hasil rekonstruksi 3D citra <i>ultrasound</i> pembuluh darah dan <i>thrombus phantom</i> balon panjang menggunakan perangkat lunak <i>3D Slicer</i> . . . . .	32
3.8	Hasil reduksi <i>noise</i> citra <i>ultrasound</i> pembuluh darah dan <i>thrombus phantom</i> balon panjang menggunakan filter sebagai berikut (a) tidak menggunakan filter; (b) filter <i>gaussian</i> ; (c) filter <i>median</i> ; (d) filter <i>mean</i> ; (e) filter <i>bilateral</i> ; (f) filter <i>non-local means</i> . . . . .	35
3.9	Hasil reduksi <i>noise</i> citra <i>ultrasound phantom</i> balon panjang menggunakan filter sebagai berikut (a) tidak menggunakan filter; (b) filter <i>bilateral</i> ; (c) filter <i>gaussian</i> ; (d) filter <i>mean</i> ; (e) filter <i>median</i> ; (f) filter <i>non-local means</i> . . . . .	36
3.10	Proses Pembuatan Citra Mask Menggunakan <i>Label Studio</i> . . .	37
3.11	Proses Pembuatan Citra Mask Menggunakan <i>Label Studio</i> . . .	37
3.12	Arsitektur U-Net 2D . . . . .	42
3.13	Arsitektur U-Net 3D . . . . .	43
3.14	Skenario Pada Penelitian . . . . .	44

4.1	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang tidak menggunakan filter reduksi <i>noise</i> . . . . .	48
4.2	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi <i>noise</i> menggunakan model U-Net. . . . .	49
4.3	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang menggunakan filter <i>gaussian</i> . . . . .	50
4.4	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising gaussian</i> menggunakan model U-Net. . . . .	51
4.5	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang menggunakan filter <i>median</i> . . . . .	51
4.6	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising median</i> menggunakan model U-Net. . . . .	52
4.7	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang menggunakan filter <i>mean</i> . . . . .	53
4.8	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising mean</i> menggunakan model U-Net. . . . .	53
4.9	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang menggunakan filter <i>bilateral</i> . . . . .	54
4.10	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising bilateral</i> menggunakan model U-Net. . . . .	55
4.11	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model U-Net yang menggunakan filter <i>non local means</i> . . . . .	56
4.12	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising non local means</i> menggunakan model U-Net. . . . .	56
4.13	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained VGG16-UNet</i> yang tidak menggunakan filter reduksi <i>noise</i> . . . . .	57
4.14	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi <i>noise</i> menggunakan model <i>pre-trained VGG16</i> dan U-Net. . . . .	58
4.15	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained VGG16-UNet</i> yang menggunakan filter <i>gaussian</i> . . . . .	59
4.16	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising gaussian</i> menggunakan model <i>pre-trained VGG16</i> dan U-Net. . . . .	59
4.17	Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained VGG16-UNet</i> yang menggunakan filter <i>median</i> . . . . .	60

4.18 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising median</i> menggunakan model <i>pre-trained</i> VGG16 dan U-Net. . . . .	61
4.19 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained</i> VGG16-UNet yang menggunakan filter <i>mean</i> . . . . .	62
4.20 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising mean</i> menggunakan model <i>pre-trained</i> VGG16 dan U-Net. . . . .	62
4.21 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained</i> VGG16-UNet yang menggunakan filter <i>bilateral</i> . . . . .	63
4.22 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising bilateral</i> menggunakan model <i>pre-trained</i> VGG16 dan U-Net. . . . .	64
4.23 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi model <i>pre-trained</i> VGG16-UNet yang menggunakan filter <i>non local means</i> . . . . .	65
4.24 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 2D citra <i>ultrasound thrombus</i> dari hasil citra 3D rekonstruksi yang yang diberi filter <i>denoising non local means</i> menggunakan model <i>pre-trained</i> VGG16 dan U-Net. . . . .	65
4.25 Perbandingan Hasil Segmentasi Citra 2D <i>Ultrasound</i> Penderita DVT . . . . .	70
4.26 Perbandingan Hasil Segmentasi . . . . .	71
4.27 Nilai (a) akurasi dan (b) <i>loss</i> segmentasi 3D citra <i>ultrasound thrombus</i> menggunakan model U-Net 3D. . . . .	72
4.28 Perbandingan Hasil Segmentasi . . . . .	74
4.29 Visualisasi hasil segmentasi 3D menggunakan model U-Net 3D. (a) Data test 1. (b) Data test 2. (c) Data test 3. (4) Data test 4.	75

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR TABEL

3.1	Pembagian data citra 3D <i>ultrasound</i> pembuluh darah dan <i>thrombus phantom</i> balon panjang . . . . .	39
3.2	Pembagian data citra 2D hasil <i>slice</i> citra 3D <i>ultrasound</i> pembuluh darah dan <i>thrombus phantom</i> balon panjang . . . . .	39
3.3	Pembagian data citra 2D <i>ultrasound thrombus</i> pasien penderita DVT. . . . .	39
3.4	Spesifikasi platform Google Colab . . . . .	40
3.5	Konfigurasi Hiperparameter Model . . . . .	40
4.1	Performa Segmentasi 2D Citra Ultrasound Pembuluh Darah Dan Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net Standar dan U-Net dengan Pre-trained VGG16 . . . . .	69
4.2	Performa Segmentasi 3D Citra Ultrasound Pembuluh Darah Dan Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net 3D . . .	73

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## NOMENKLATUR

$_{PT}^T$  = Transformasi dari marker pada probe ultrasound ke pusat koordinat sistem kamera *optictrack*

$_{UT}^P$  = merupakan transformasi dari bidang citra *ultrasound* ke marker pada *probe ultrasound*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

*Deep Vein Thrombosis* (DVT) merupakan sebuah penyakit yang diakibatkan adanya pembentukan gumpalan darah (*thrombus*) pada pembuluh darah vena dalam. Gumpalan darah tersebut dapat menimbulkan penyumbatan pada pembuluh darah di paru – paru sehingga berpotensi menyebabkan kondisi yang serius seperti *Pulmonary Embolism* (PE)[1]. Penanganan medis pada kasus DVT secara konvensional dilakukan dengan cara penyedotan thrombus yang terdeteksi dalam pembuluh darah vena. Kegiatan penyedotan tersebut biasa disebut dengan aspirasi.

Pemantauan proses aspirasi menggunakan angiografi berbasis X-Ray. Pemantauan ini dilakukan sebelum operasi dan sesudah operasi. Angiografi berbasis X-Ray beresiko menimbulkan paparan radiasi kepada pasien maupun tenaga medis. Angiografi hanya dapat menampilkan citra 2D sehingga objek yang berbentuk volume tidak dapat divisualkan[2]. Modalitas *ultrasound* (USG) diusulkan karena USG tidak memiliki resiko penyebaran paparan radiasi jika dibandingkan dengan modalitas yang digunakan sekarang yaitu X-Ray. Selain itu, proses pencitraan modalitas menggunakan USG memungkinkan untuk mendapatkan citra 2D.

Kelemahan pencitraan DVT menggunakan modalitas USG yaitu citra yang dihasilkan dari proses pencitraan USG cenderung sulit untuk dianalisis dan memiliki banyak noise. Perbedaan citra hasil pencitraan USG bisa mempengaruhi proses diagnosis dokter sehingga memungkinkan terjadinya kesalahan dalam memberikan informasi letak posisi gumpalan darah. Oleh karena itu, perlu adanya pengolahan citra hasil pencitraan menggunakan USG agar dapat divisualisasikan guna mengetahui informasi – informasi penting yang terkait dengan kasus DVT seperti volume dari pembuluh darah vena ataupun gumpalan darah.

Metode deteksi gumpalan darah konvensional biasanya mengadopsi algoritma pemrosesan gambar, seperti peningkatan kualitas citra gambar, segmentasi, dan pengklasifikasian. Namun, untuk mendapatkan hasil yang akurat, metode – metode konvensional ini masih memerlukan peningkatan yang lebih kompleks. Belakangan ini, metode *deep learning* telah diperkenalkan untuk analisis gambar medis untuk berbagai masalah dengan mendapatkan hasil dengan akurasi yang sangat baik. *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menarik perhatian banyak peneliti saat ini [3]. Dikarenakan model CNN dapat dilatih dan dibelajari fitur – fitur sesuai dengan keinginan peneliti.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Sunarya, dkk (2020)[2] menitikberatkan pada pengembangan visualisasi rekonstruksi citra 3D pembuluh darah arteri karotis yang berasal dari citra *B-Mode ultrasound*. Segmentasi pada penelitian ini masih menggunakan pendekatan *matching template features*. Adapun kekurangan dari metode *matching ellipses features* adalah citra yang dihasilkan hanya sebatas *binary semantic segmentation* serta hasil ekstraksi tepi (*outer*) pembuluh darah tidak berdasarkan bentuk yang sesungguhnya.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Hernanda, dkk (2022)[1] memperbaiki kekurangan yang ada pada penelitian Sunarya (2020)[2] berhasil mendapatkan hasil ekstraksi tepi (*outer*) yang sesuai dengan bentuk pembuluh darah sesungguhnya dari hasil segmentasi citra 2D menggunakan model U-Net. Penelitian ini juga dapat memvisualisasikan rekonstruksi 3D dari hasil segmentasi *semantic* citra 2D uSG pembuluh darah vena menggunakan model *deep learning* U-Net. Namun kekurangan dari penelitian ini adalah hanya sebatas *binary class segmentation* sehingga belum dapat membedakan mana yang termasuk pembuluh darah ataupun gumpalan darah. Dari kekurangan tersebut, maka perlu adanya pengembangan metode untuk *multiclass segmentation* yang lebih efisien guna mendapatkan area gumpalan darah vena secara akurat. Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan segmentasi dari citra 2D gumpalan darah pada pembuluh darah vena menggunakan arsitektur *deep learning* U-Net. Proses segmentasi gumpalan darah (*thrombus*)

menggunakan model U-Net sudah dilakukan oleh Mojtabahedi (2022) [3] untuk mencari area dari *thrombus* pada arteri selebral anterior pada penderita *stroke*. Namun pada penelitian ini masih belum optimal karena jumlah data *training* hanya 208 citra serta kurangnya variasi data yang digunakan.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dijelaskan sebelumnya, maka dapat dirumuskan permasalahan yaitu sistem segmentasi peredaran darah manusia pada penelitian sebelumnya belum dapat membedakan mana yang termasuk bentuk gumpalan darah.

## 1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan segmentasi 2D dan 3D gumpalan darah pada pembuluh darah vena dengan menggunakan citra 2D dan 3D *ultrasound*. Sistem segmentasi gumpalan darah ini nantinya sebagai dasar untuk perhitungan volumetric gumpalan darah.

## 1.4 Manfaat

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini mengembangkan sistem segmentasi gumpalan darah pada pembuluh darah vena dari citra 2D dan 3D USG. Dengan adanya segmentasi 2D dan 3D gumpalan darah pada pembuluh darah vena dapat menjadi dasar pengembangan selanjutnya perhitungan volumetric gumpalan darah.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB 2**

### **KAJIAN PUSTAKA**

Demi mendukung penelitian ini, dibutuhkan beberapa teori penunjang sebagai bahan acuan dan referensi. Dengan demikian penelitian ini menjadi lebih terarah.

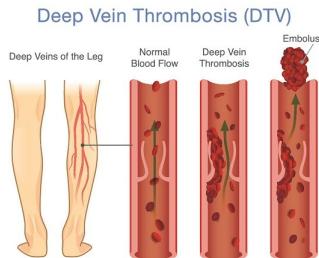
#### **2.1 Gumpalan Darah Vena**

Gumpalan darah atau yang biasa disebut dengan *thrombus* merupakan massa padat yang terbentuk dari pembekuan darah di dalam pembuluh darah[4]. Adanya gumpalan darah ini yang dapat memicu terkena penyakit *Deep Vein Thrombosis* (DVT). DVT merupakan sebuah kondisi dimana adanya pembekuan darah pada daerah vena bagian dalam. Sebagian besar kasus, DVT terbentuk pada pembuluh darah pada area paha atau betis, tetapi tidak menutup kemungkinan terbentuk pada pembuluh darah pada area yang lain.

Penyebab DVT mencakup tiga faktor utama yaitu (1) stasis vena (*venous stasis*); (2) gangguan vaskular (*vascular injury*); serta (3) hiperkoagulabilitas (*hypercoagulability*)[5]. Stasis vena terjadi ketika aliran darah terhambat, seringkali karena kurangnya aktivitas fisik, seperti pasien yang terbaring lama atau dalam perjalanan jauh. Gangguan vaskular dapat disebabkan oleh operasi, trauma, atau inflamasi pada dinding vena. Hiperkoagulabilitas merupakan kondisi dimana darah lebih mudah untuk membeku yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti kondisi genetik, kehamilan, atau kanker.

Penyakit DVT harus segera didiagnosa dan ditangani secara cepat. Seringkali gejala DVT munculnya tidak secara spesifik dan bisa tidak terdeteksi. Namun, gejala umum yang muncul dari penyakit DVT dapat berupa (1) nyeri; (2) bengkak - bengkak; (3) pembuluh darah membesar di area yang terkena komplikasi jangka panjang DVT yang disebut juga dengan sindrom pascatrombotik yang dapat menyebabkan nyeri, bengkak, sensasi berat, dan

kasus yang lebih parah yaitu tumbuh bisul. Berikut ini ilustrasi dari pasien yang terkena DVT yang dapat dilihat pada Gambar 2.1.



**Gambar 2.1.** Ilustrasi DVT

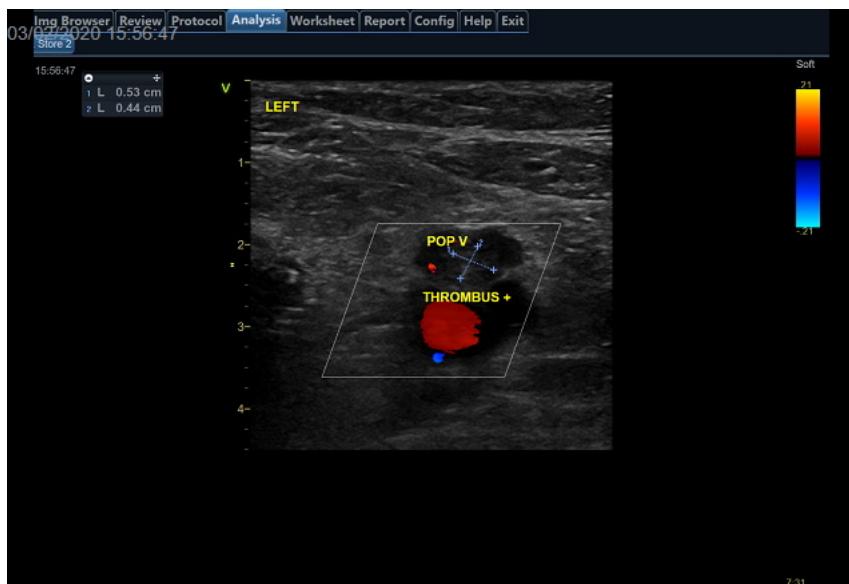
## 2.2 Citra Ultrasonografi

Citra *ultrasound* adalah citra medis yang dibuat menggunakan gelombang suara tinggi (*ultrasound*) untuk memvisualisasikan organ tubuh dan struktur di dalamnya[6]. Citra ini digunakan dalam bidang medis untuk tujuan diagnosis dan pemantauan kondisi kesehatan. Gambar yang dihasilkan oleh citra *ultrasound* (USG) terdiri dari piksel yang mewakili gema (*echo*) yang diterima oleh transduser (*probe*) dan menunjukkan masing-masing bagian organ tubuh[7]. Dengan cara ini, mode ini biasanya menampilkan bagian-bagian tubuh secara rinci. *Probe* yang ditempelkan pada kulit pasien mengirimkan sinyal *ultrasound* ke tubuh pasien, yang kemudian merefleksikan dan menyebar, menghasilkan gema yang digunakan untuk membentuk citra *ultrasound*.

Pemrosesan citra 2D menggunakan komputer biasa disebut dengan pengolahan citra digital. Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi dua dimensi  $f(x,y)$ , dengan  $x$  maupun  $y$  merupakan posisi koordinat sedangkan  $f$  merupakan amplitudo pada posisi  $(x,y)$  yang sering dikenal sebagai *grey scale*[8]. Citra digital dapat dibayangkan sebagai suatu matriks yang mana baris dan kolomnya merepresentasikan suatu titik di dalam citra dan nilai elemen matriks tersebut menunjukkan nilai warna pada titik tersebut. Salah satu contoh terdapat citra berukuran  $128 \times 128$  piksel dengan intensitas bera-gam pada tiap pikselnya. Setiap pikselnya direpresentasikan secara numerik

dengan matriks terdiri dari 128 baris dan 128 kolom. Nilai intensitas atau piksel bentuknya adalah diskrit mulai dari 0 hingga 255, yang mana angka 0 merupakan nilai intensitas paling gelap sedangkan angka 255 merupakan nilai intensitas yang paling terang.

Adapun pengidentifikasi DVT oleh dokter, pencitraannya menggunakan *ultrasound* jenis *Doppler*. *Ultrasound Doppler* merupakan proses pencitraan menggunakan gelombang suara untuk menunjukkan darah bergerak melalui pembuluh darah[9]. *Ultrasound Doppler* bekerja dengan mengukur gelombang suara yang dipantulkan dari objek bergerak seperti sel darah merah yang biasa disebut dengan efek *Doppler*. Berikut ini hasil pencitraan menggunakan *ultrasound Doppler* yang dapat dilihat pada Gambar 2.2



**Gambar 2.2.** Hasil Pencitraan Ultrasound Doppler

### 2.3 Kalibrasi

Dalam prosedur kalibrasi menggunakan *probe ultrasound*, kami menggunakan sebuah alat yang disebut dengan kotak kalibrasi *double-N*. Proses ini melibatkan beberapa langkah penting untuk memastikan keakuratan alat. Adapun prosedur pertama yaitu merancang kotak kalibrasi *double-N*. Rancangan kotak kalibrasi *double-N* harus sesuai dengan standar yang diperlukan agar bisa memberikan hasil kalibrasi yang tepat. Prosedur kedua

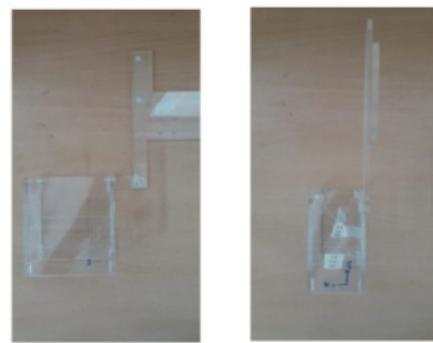
yaitu melakukan desain marker pada *probe ultrasound*. Marker ini berperan penting dalam proses kalibrasi karena membantu dalam menentukan koordinat objek.

Prosedur ketiga yaitu matriks kalibrasi. Prosedur ini merupakan bagian teknis yang penting dimana matriks kalibrasi ini membantu dalam mengonversi koordinat probe dan orientasi kamera *optic track* menjadi informasi yang akurat. Kemudian prosedur terakhir yaitu, melakukan kalibrasi citra *ultrasound*. Prosedur ini memastikan bahwa citra yang dihasilkan akurat, sehingga dapat digunakan oleh tenaga medis untuk diagnosis. Dengan demikian, setiap tahap dalam proses kalibrasi ini sangat penting untuk memastikan bahwa alat *ultrasound* bekerja dengan cara yang efektif dan akurat.

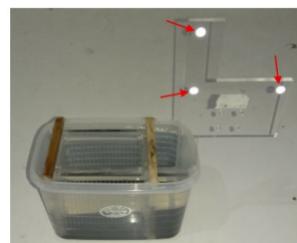
### 2.3.1 Desain Kotak Kalibrasi

Kotak kalibrasi *double-N* memiliki desain unik yang terbagi menjadi 2 bagian utama, yaitu bagian depan dan belakang. Kedua bagian tersebut tersambung melalui dua sisi yang membentuk struktur keseluruhan. Bentuknya mirip seperti balok dengan rongga di dalam dan bagian atas terbuka. Hal ini dilakukan agar kotak kalibasi tersebut dapat ditempatkan dengan mudah dalam sebuah tangki air. Untuk ukuran dari kotak kalibrasi sendiri yaitu memiliki panjang 10cm, lebar 6cm, serta tinggi 12cm dengan ketebalan dinding sebesar 0,5cm. Desain ini dirancang dengan pertimbangan khusus agar dapat berfungsi dengan baik dalam penggunaannya. Adapun desain kotak kalibrasi *double-N* dapat dilihat pada Gambar 2.3 .

Kotak kalibrasi memiliki 19 lubang di sisi panjangnya, 11 di sisi lebar, serta 16 lubang pada sisi tinggi. Bagian kotak kalibrasi *double-N* dilengkapi dengan benang nilon berukuran 0,45mm. Kotak bagian eksternal memiliki panjang sebesar 0,45mm, lebar 0,6mm, dan tinggi sebesar 0,7mm. Fungsi utama dari otak eksternal ini adalah untuk menampung cairan yang menjadi media untuk mentransmisikan sinyal dari *probe ultrasound* ke benang. Adapun desain posisi kabel pada kotak kalibrasi dapat dilihat pada Gambar 2.4.

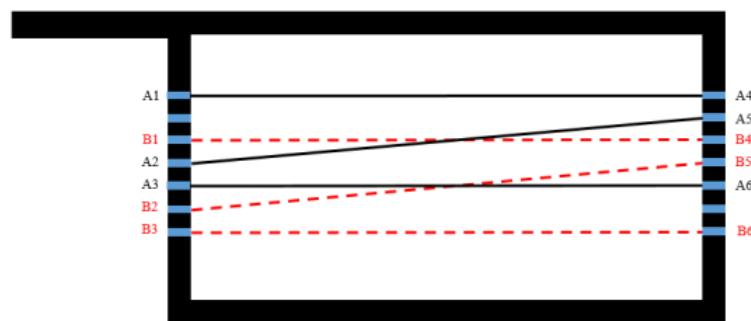


(a) (b)



(c)

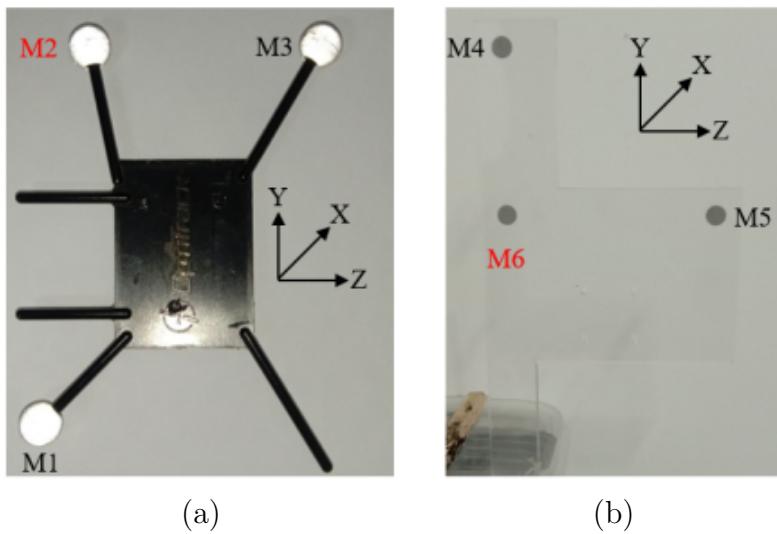
**Gambar 2.3.** (a) Kotak sisi bagian belakang (b) Kotak sisi bagian samping, dan (c) Kotak kalibrasi yang diisi air



**Gambar 2.4.** Desain posisi benang pada kotak kalibrasi

### 2.3.2 Desain *Marker* pada *Probe*

Marker pada *probe ultrasound* memiliki 3 titik dalam sistem koordinat, yaitu M1, M2, dan M3. Titik M2 pada marker berfungsi sebagai pusat sistem koordinat pada *probe ultrasound*. Sementara itu, marker pada kotak kalibrasi juga memiliki 3 titik sistem koordinat yaitu M4, M5, serta M6. Titik M6 pada marker kotak kalibrasi berfungsi sebagai pusat sistem koordinat pada kotak kalibrasi. Posisi marker dan sistem koordinat pada *probe* dapat dilihat pada Gambar 2.5.



**Gambar 2.5.** (a) Posisi marker dan sistem koordinat Probe USG, M2 sebagai pusat koordinat probe. (b) Posisi marker dan sistem koordinat kotak kalibrasi, M6 sebagai pusat koordinat kotak kalibrasi.

Adapun nilai dari M1, M2, dan M3 memiliki nilai yang dapat berubah - ubah. Dikarenakan adanya gerakan *freehand* menggunakan *probe ultrasound* saat proses kalibrasi. Namun marker M4, M5, dan M6 yang terletak pada kotak kalibrasi bersifat statis dikarenakan tidak mengikuti pergerakan *freehand probe ultrasound*. Hasil pembacaan posisi marker, menghasilkan kumpulan titik dalam ruang tiga dimensi yang direpresentasikan dalam persamaan  $M_i = x_j, y_j, z_j$ .

### 2.3.3 Matriks Kalibrasi

Proses ekstraksi matriks transformasi terdiri dari beberapa prosedur yang harus dilakukan. Pertama, menentukan vektor arah pada marker kotak kalibrasi. Kedua, menentukan vektor arah pada marker *probe ultrasound*. Prosedur yang terakhir yaitu menentukan matriks transformasi terhadap titik pusat marker kotak kalibrasi terhadap kamera *optic track*. Titik pusat marker kotak kalibrasi direpresentasikan dengan variabel M2.

Arah vektor satuan pada sistem koordinat kotak kalibrasi didasarkan 3 sumbu yaitu  $x, y, z$ . Arah vektor satuan sumbu  $x$  direpresentasikan dengan simbol **KX**, arah sumbu  $y$  direpresentasikan dengan simbol **KY**, serta arah sumbu  $z$  direpresentasikan dengan simbol **KZ**. Hal itu dapat dilihat pada Persamaan 2.1.

$$\mathbf{KZ} = \frac{M5 - M6}{|M5 - M6|} = \frac{(x_5 - x_6, y_5 - y_6, z_5 - z_6)}{\sqrt{(x_5 - x_6)^2 + (y_5 - y_6)^2 + (z_5 - z_6)^2}} \quad (2.1)$$

Dalam mengukur vektor satuan ke arah sumbu  $x$  atau  $KX$  dalam sistem koordinat kotak kalibrasi dibutuhkan Persamaan 2.2. Kemudian variabel  $KS$  merupakan vektor yang menggambarkan perpindahan dari titik  $M4$  ke titik  $M6$ .

$$\mathbf{KX} = KS \times KZ$$

$$\mathbf{KS} = M4 - M6 = (x_4 - x_6, y_4 - y_6, z_4 - z_6) \quad (2.2)$$

$$KX = \frac{x_{KX}, y_{KX}, z_{KX}}{\sqrt{(x_{KX})^2 + (y_{KX})^2 + (z_{KX})^2}}$$

Adapun dalam mengukur vektor satuan ke arah sumbu  $y$  ( $KY$ ) dalam sistem koordinat kotak kalibrasi dibutuhkan Persamaan 2.3.

$$\mathbf{KY} = KZ \times KX$$

$$KY = \frac{x_{KY}, y_{KY}, z_{KY}}{\sqrt{(x_{KY})^2 + (y_{KY})^2 + (z_{KY})^2}} \quad (2.3)$$

Kemudian, hasil matrik transformasi yang diperoleh dengan titik pusat M6 terhadap sistem koordinat kamera *optic track* ( ${}^H_T T$ ) dapat dilihat pada Persamaan 2.4.

$${}^H_T T = \begin{bmatrix} x_{KX} & y_{KX} & z_{KX} & M6_x \\ x_{KY} & y_{KY} & z_{KZ} & M6_y \\ x_{KZ} & y_{KZ} & z_{KZ} & M6_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Sementara itu, arah vektor satuan pada sistem koordinat *probe ultrasound* didasarkan pada 3 sumbu yaitu  $X$ ,  $Y$ , dan  $Z$ . Dalam mengukur vektor satuan ke arah sumbu  $Z$  (**PZ**) dihitung berdasarkan Persamaan 2.5.

$$\mathbf{PZ} = \frac{M3 - M2}{|M3 - M2|} = \frac{(x_3 - x_2, y_3 - y_2, z_3 - z_2)}{\sqrt{(x_3 - x_2)^2 + (y_3 - y_2)^2 + (z_3 - z_2)^2}} \quad (2.5)$$

Dalam mengukur vektor satuan ke arah sumbu  $X$  (**PX**) dihitung berdasarkan Persamaan 2.7. Dimana **PS** merupakan vektor dari M1 terhadap M2 yang ditunjukkan pada Persamaan 2.6.

$$\mathbf{PS} = M1 - M2 = (x_1 - x_2, y_1 - y_2, z_1 - z_2) \quad (2.6)$$

$$\mathbf{PX} = \mathbf{PS} \times \mathbf{PZ}$$

$$\mathbf{PX} = \frac{(x_{PX}, y_{PX}, z_{PX})}{\sqrt{(x_{PX})^2 + (y_{PX})^2 + (z_{PX})^2}} \quad (2.7)$$

Sementara itu, untuk mengukur vektor satuan ke arah sumbu  $Y$  (**PY**) pada sistem koordinat *probe ultrasound* dihitung berdasarkan Persamaan 2.8. Dimana nilai vektor satuan **PY** diperoleh dari hasil perkalian antara vektor satuan ke arah sumbu  $Z$  (**PZ**) dengan vektor satuan ke arah sumbu  $X$  (**PX**).

$$\begin{aligned} \mathbf{PY} &= \mathbf{PZ} \times \mathbf{PX} \\ \mathbf{PY} &= \frac{(x_{PY}, y_{PY}, z_{PY})}{\sqrt{(x_{PY}^2 + (y_{PY}^2 + (z_{PY}^2))}} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Dari perhitungan vektor satuan dari masing - masing arah sumbu  $X, Y, Z$  pada sistem koordinat *probe ultrasound*. Diperoleh matrik transformasi dari titik pusat M2 terhadap sistem koordinat *probe ultrasound* ( ${}_T^P T$ ) dapat dilihat pada Persamaan 2.9.

$${}_T^P T = \begin{bmatrix} x_{PX} & y_{PX} & z_{PX} & M2_x \\ x_{PY} & y_{PY} & z_{PY} & M2_y \\ x_{PZ} & y_{PZ} & z_{PZ} & M2_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Selanjutnya, citra *ultrasound* ( $\mathbf{U}$ ) diubah melalui proses transformasi terhadap *probe ultrasound* ( $\mathbf{P}$ ) menggunakan teknik transformasi homogen. Proses transformasi tersebut direpresentasikan dalam simbol  $T_U^P$ . Dengan menggunakan transformasi homogen, dapat diperoleh perubahan yang diperlukan pada citra *ultrasound* untuk disesuaikan dengan posisi *probe ultrasound*.

### 2.3.4 Kalibrasi Skala Citra *Ultrasound*

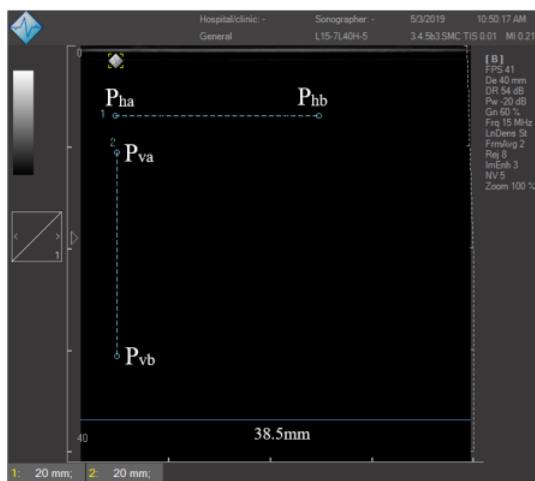
Proses kalibrasi pada citra *ultrasound* merupakan langkah penting untuk memastikan bahwa ukuran yang ditampilkan dalam citra tersebut sesuai dengan ukuran sebenarnya. Dalam hal ini, proses kalibrasi berfungsi untuk menentukan seberapa panjang setiap piksel dalam citra *ultrasound* yang dihubungkan dengan ukuran nyata dalam satuan metrik.

Untuk melakukan kalibrasi ini diperlukan penggunaan perangkat lunak seperti *Echo Wave II*. Perangkat lunak ini memungkinkan untuk mengambil pengukuran yang diperlukan dari citra yang dihasilkan. Kalibrasi ini dilakukan dengan mengukur skala citra baik secara horizontal maupun vertikal. Pengukuran secara horizontal ditandai dengan  $S_x$  sedangkan pengukuran secara vertikal ditandai dengan  $S_y$ . Adapun pengukuran skala citra secara horizontal dan vertikal dapat dilihat pada Persamaan 2.10.

$$S_x = \frac{D_{px}}{D_{mx}}$$

$$S_y = \frac{D_{py}}{D_{my}}$$
(2.10)

Dimana variabel  $D_{px}$  menunjukkan panjang piksel secara horizontal,  $D_{mx}$  menunjukkan panjang metrik secara horizontal,  $D_{py}$  menunjukkan panjang piksel secara vertikal, serta  $D_{my}$  menunjukkan panjang metrik secara vertikal. Dalam proses pengukuran yang dilakukan menggunakan perangkat lunak *Echo Wave II*, ditetapkan pengaturan kedalaman (*depth*) sebesar 40. Ini memungkinkan untuk mendapatkan pengukuran yang akurat dalam satuan milimeter. Pengukuran ini dilakukan sejauh 20mm mengikuti garis lurus baik secara horizontal maupun vertikal. Setelah mendapatkan hasil pengukuran, langkah berikutnya yaitu membandingkannya dengan ukuran piksel pada citra yang dihasilkan oleh perangkat lunak. Hal ini dilakukan dengan mengukur jarak pikel dari ujung awal hingga ujung akhir secara horizontal dan vertikal. Adapun citra hasil pengukuran pada perangkat lunak *Echo Wave II* dapat dilihat pada Gambar 2.6.



**Gambar 2.6.** Citra hasil pengukuran menggunakan perangkat lunak *Echo Wave II*

Dari hasil pengukuran yang telah dilakukan, ditemukan beberapa titik koordinat posisi. Posisi  $P_ha(u_{xha}, v_{xha}) = (133, 130)$ ,  $P_hb(u_{xhb}, v_{xhb}) = (383,$

130),  $P_v a(u_{xva}, v_{xva}) = (135, 175)$  serta  $P_v b = (135, 425)$ . Dengan menggunakan data koordinat tersebut dan menerapkan persamaan 2.11 dapat menghitung panjang piksel. Adapun perhitungan panjang piksel menggunakan persamaan 2.11 diperoleh hasil panjang piksel secara horizontal  $D_{px} = 250$  piksel dan panjang piksel secara vertikal  $D_{py} = 250$  piksel.

$$D_{px} = \sqrt{(u_{xhb} - u_{xha})^2 + (v_{xhb} - v_{xha})^2} \quad (2.11)$$

$$D_{py} = \sqrt{(u_{yhb} - u_{yha})^2 + (v_{yhb} - v_{yha})^2}$$

Dalam pengukuran ini diperoleh nilai panjang metrik secara horizontal  $D_{mx}$  sebesar 20mm dan panjang metrik secara vertikal  $D_{my}$  sebesar 20mm. Dari hasil tersebut, perbandingan skala secara horizontal  $S_x = 20\text{mm}/250$  piksel, sehingga didapatkan 1 piksel = 0,08mm. Perbandingan skala vertikal  $S_y = 20\text{mm}/250$  piksel sehingga 1 piksel = 0,08mm.

## 2.4 Peningkatan Kualitas Citra

Salah satu kelemahan dari citra *ultrasound* sendiri adalah memiliki banyak *noise*. Efek *noise* yang berulang (*multiplicative*) yang dilihat dalam bentuk granular (bintik) biasa disebut dengan *speckle*[2]. Tubuh menghasilkan *speckle* dari kejadian terus-menerus dan sinyal pantul. Struktur dan karakteristik *speckle* biasanya bergantung pada jaringan yang dicitrakan. Pengurangan *speckle* sangat penting untuk meningkatkan kualitas dan pemahaman kita tentang pencitraan medis menggunakan *ultrasound*. Adapun beberapa penelitian relevan terkait penghapusan *noise* pada citra *ultrasound*.

Penelitian yang dilakukan oleh Shodiq, dkk (2022)[10] membandingkan beberapa filter reduksi *speckle* pada citra *ultrasound* pembuluh darah serta memprediksi area pembuluh darah menggunakan model *deep learning* U-Net. Adapun filter reduksi *speckle* yang dibandingkan sebagai berikut (1) *Wiener Filtering*; (2) *Lee Filtering*; (3) *Non-local means Filtering*; (4) *Median Filtering*; (5) *Total Variation Filter*; (6) *Anisotropic Diffusion Filtering*; (7) *Gaussian Filter*; serta (8) *Wavelet Filter*. Adapun hasil penelitian yang diperoleh yaitu citra 2D *ultrasound* gumpalan darah yang melalui proses

reduksi *speckle* dengan menggunakan filter *Gaussian* mendapat hasil terbaik daripada beberapa filter reduksi *speckle* yang lain dengan rata - rata akurasi sebesar 99%, rata - rata nilai *loss parameter* sebesar 0.0252, rata - rata nilai akurasi IoU sebesar 84.9%, serta rata - rata nilai *Hausdorff distance* sebesar 4.17. Prediksi *mask area* menggunakan model *deep learning* U-Net dengan filter *gaussian* mendapat nilai 99.4%.

## 2.5 Segmentasi Citra *Ultrasound*

Segmentasi citra adalah teknik yang membagi citra digital menjadi subkelompok yang disebut segmen citra. Secara teknis, segmentasi adalah memberi label ke setiap piksel untuk menunjukkan objek, orang, atau elemen penting lainnya. Teknik ini biasanya digunakan untuk deteksi objek[11]. Untuk menemukan objek yang diinginkan, algoritma segmentasi citra biasanya digunakan. Setelah objek ditemukan, detektor objek dapat beroperasi pada Region of Interest (RoI) yang telah ditentukan oleh algoritma tersebut. RoI itu sendiri mengurangi waktu inferensi dan meningkatkan akurasi.

Output segmentasi citra merupakan kumpulan matriks atau mask dengan berbagai elemen yang menentukan kelas objek atau instance yang dimiliki setiap piksel[12]. Untuk segmentasi citra, mungkin bermanfaat untuk menggunakan beberapa heuristik yang relevan atau fitur gambar berkualitas tinggi. Algoritma segmentasi citra standar yang menggunakan teknik pengelompokan fitur tepi dan histogram bergantung pada fitur-fitur ini. Fitur warna merupakan salah satu contoh heuristik yang populer dalam proses segmentasi. Kontras program segmentasi citra juga bermanfaat karena dapat dengan mudah membedakan antara gelap dan terang. Teknik segmentasi citra tradisional yang bergantung pada heuristik semacam itu dapat dilakukan dengan cepat dan mudah, tetapi teknik tersebut sering kali memerlukan penyempurnaan untuk mendukung penggunaan heuristik yang dirancang secara manual dalam situasi tertentu[13].

### **2.5.1 Convolutional Neural Network (CNN)**

Salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk pengolahan data citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN menggunakan konsep konvolusi untuk mengekstrak karakteristik penting dari citra input, yang memungkinkan proses klasifikasi citra. CNN terdiri dari berbagai layer, termasuk layer convolution, layer pooling, dan layer fully-connected[14]. Layer pooling mengurangi overfitting sekaligus mengurangi dimensi feature map yang dibuat oleh layer convolution sebelumnya, dan layer convolution digunakan untuk mengekstrak fitur dari citra dengan menggunakan filter konvolusi yang diterapkan pada setiap sub-regional dari citra. Lapisan fully-connected mengklasifikasikan citra berdasarkan karakteristik yang diekstrak dari deretan layer sebelumnya. CNN sudah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra semacam klasifikasi citra, deteksi objek, serta lain-lain. Beberapa penelitian relevan yang mengulas tentang CNN pada citra kedokteran antara lain sebagai berikut

Penelitian yang telah dilakukan oleh Sudha, dkk (2019)[15] menunjukkan segmentasi area *mask* citra arteri karotis menggunakan model CNN. Adapun hasil penelitian yang diperoleh yaitu model CNN lebih efektif digunakan untuk segmentasi daripada model SVM classifier dan model *Radial Basis Function* dengan tingkat akurasi sebesar 99.33%.

### **2.5.2 U-Net - Deep Learning Model**

U-Net merupakan salah satu model *deep learning* yang digunakan dalam segmentasi citra medis, khususnya pada citra 2D USG. Model U-Net dikembangkan oleh Olaf Ronneberger, dkk (2015) [16] dalam paper yang berjudul "*U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation*". Adapun keunggulan model U-Net sebagai model segmentasi sebagai berikut:

1. U-Net telah terbukti memberikan hasil segmentasi yang baik dalam citra medis, dan karenanya sering digunakan dalam berbagai aplikasi segmentasi citra medis, termasuk citra ultrasound, MRI, dan CT-Scan.

2. U-Net memiliki parameter yang lebih sedikit daripada model deep learning lainnya, sehingga pelatihannya menjadi lebih mudah dan waktu komputasinya lebih singkat.
3. U-Net mengadaptasi arsitektur *encoder* dan *decoder*. Pada *encoder* U-Net mengadaptasi arsitektur *encoder* yang bertugas untuk mengekstraksi fitur - fitur tingkat tinggi dari citra. Sedangkan *decoder* U-Net bertugas untuk mengembalikan informasi spasial ke dimensi asli citra untuk menghasilkan prediksi segmentasi.
4. U-Net juga memanfaatkan *skip connection* yang menghubungkan bagian *encoder* dan *decoder*. Hal ini dapat membantu meningkatkan kemampuan segmentasi pada tingkat resolusi yang lebih rendah.
5. U-Net dapat digunakan segmentasi *multiclass* pada citra dua dimensi. Model ini dapat dilatih untuk mengidentifikasi dan memisahkan beberapa struktur atau objek yang berbeda dalam citra dua dimensi, seperti organ.

Penelitian yang telah dilakukan oleh Yang, dkk (2022)[17] melakukan segmentasi pankreas. Dalam penelitian ini, peneliti mengusulkan model segmentasi yaitu AX-Unet yang merupakan U-Net termodifikasi dengan memadatkan piramida untuk mempelajari informasi lokai dan mengekstrak informasi kontekstual multi-level untuk mengurangi kehilangan informasi selama pengurangan sampel. Peneliti juga memperkenalkan konvolusi baru pada peta fitur di setiap level untuk mencapai pemisahan informasi antar saluran. Kemudian peneliti juga mengusulkan fungsi batas eksplisit guna mengatasi batas buram. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset *Pancreas-CT* publik, dataset *NIH-Pancreas-CT*, serta datataset pankreas medis *decathlon*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan oleh peneliti dapat mengungguli metode terbaru dalam segmentasi citra CT Pankreas. Dengan membandingkan output fitur yang diekstraksi dari model yang diusulkan,

peneliti menemukan bahwa daerah pankreas pada orang normal dan pasien penderita tumor pankreas menunjukkan perbedaan yang signifikan.

Penelitian yang dilakukan oleh Behboodi, dkk (2019)[18] mengusulkan penggunaan citra *ultrasound* sebagai dataset untuk *training* pada model *deep learning* U-Net yang diujikan pada data yang diakuisisi melalui phantom. Kontribusi penelitian ini, peneliti melatih menggunakan data *envelope* dan citra B-Mode.

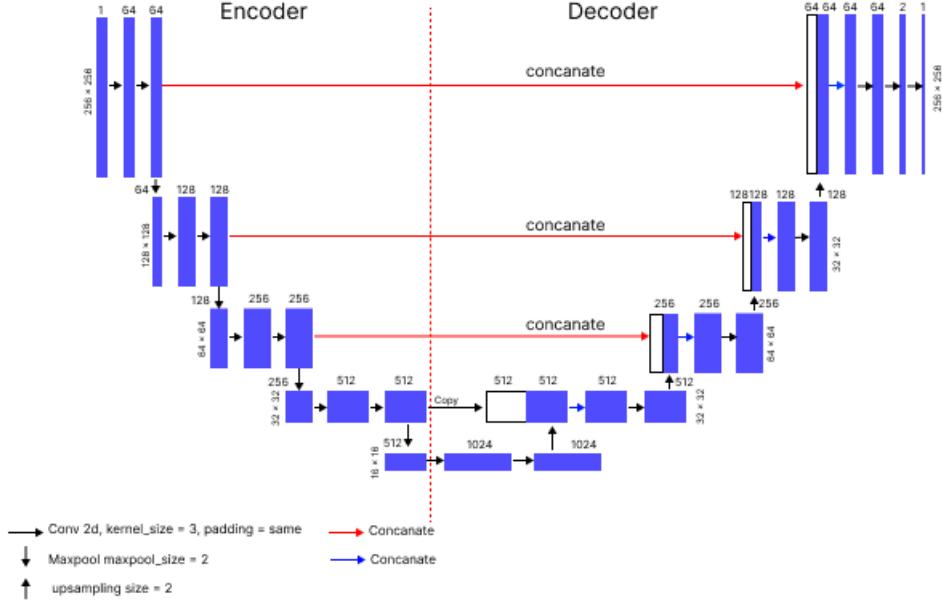
Model U-Net memiliki tiga lapisan utama yaitu *encoder*, *skip connection*, dan *decoder*. Pada bagian *encoder* berfungsi untuk mengimplementasikan fitur setiap layer pada citra input. Kemudian bagian *decoder* berfungsi untuk mengubah fitur yang menjadi output pada bagian *encoder* menjadi citra prediksi *mask*. Bagian *skip connection* berfungsi untuk menghubungkan bagian *encoder* dengan *decoder* pada model U-Net. Adapun langkah - langkah model U-Net sebagai berikut:

1. Citra dimasukkan ke dalam layer pada bagian *encoder*.
2. Citra akan diekstraksi fiturnya oleh setiap layer yang ada pada bagian *encoder*.
3. Output dari bagian *encoder* berupa fitur dikirimkan ke bagian *decoder* melalui *skip connection*.
4. Layer - layer yang ada pada bagian *decoder* menggabungkan fitur menjadi citra prediksi *mask*.
5. Hasil prediksi *mask* menjadi output dari segmentasi menggunakan model U-Net.

### **2.5.3 Metric Evaluation**

#### **2.5.3.1 Akurasi**

Akurasi merupakan metrik evaluasi yang mengukur efisiensi suatu model pembelajaran mesin dalam menghasilkan prediksi yang valid. Adapun akurasi dapat dilihat pada persamaan berikut.



**Gambar 2.7.** Arsitektur U-Net

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.12)$$

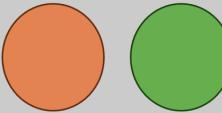
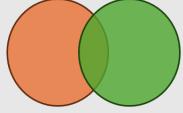
### 2.5.3.2 Intersection Over Union (IoU)

*Intersection over Union* (IoU) digunakan untuk mengukur kemiripan antara dua objek 2D dalam sebuah citra[19]. Nilai IoU diperoleh melalui perhitungan area irisan antara area objek yang sebenarnya (*ground-truth*) ( $X$ ) dengan area yang dihasilkan oleh model segmentasi (*masking predicted*) ( $Y$ ). Kemudian hasil perhitungan area irisan antara dua objek tersebut dibagi dengan hasil perhitungan area gabungan dari 2 objek tersebut. Adapun persamaan IoU dapat dilihat pada Persamaan 2.13.

$$IoU = \frac{\text{Area Irisan (Intersection)}}{\text{Area Gabungan (Union)}} = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (2.13)$$

Hasil pengukuran IoU terdiri dari rentang nilai mulai dari 0 hingga 1. Apabila nilai IoU mendekati nilai 0, maka hasil prediksi segmentasi tidak mirip dengan bentuk *ground truth*. Sebaliknya, apabila perhitungan IoU mendekati

nilai 1, maka hasil prediksi segmentasi mirip dengan *groundtruth*.

Kesamaan Spasial Dalam IoU	
	<b>IoU = 0</b> (Tidak Ada kesamaan antara groundtruth dengan citra prediksi)
	<b>0 &lt; IoU &lt; 1</b> (Kesamaan sebagian antara groundtruth dengan citra prediksi)
	<b>IoU = 1</b> (Kesamaan seluruh antara groundtruth dengan citra prediksi)

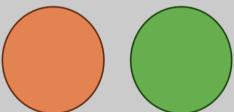
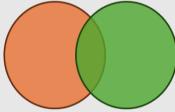
**Gambar 2.8.** Representasi Kesamaan dalam nilai IoU

### 2.5.3.3 Dice Coefficient

*Dice coefficient* merupakan metrik evaluasi digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian antara 2 citra yaitu citra area objek sebenarnya(*ground-truth*) dengan citra prediksi dari hasil segmentasi. Nilai *dice coefficient* diperoleh dari 2 kali ukuran area irisan antara area objek yang sebenarnya (*ground-truth*) ( $X$ ) dengan area yang dihasilkan oleh model segmentasi (*masking predicted*) ( $Y$ ). Kemudian hasil perhitungan dua kali area irisan antara dua objek tersebut dibagi dengan hasil perhitungan area gabungan dari 2 objek tersebut. Adapun perhitungan *dice coefficient* dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$Dice(X, Y) = \frac{2 \times \text{Area Irisan (Intersection)}}{\text{Area Gabungan (Union)}} = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (2.14)$$

Hasil pengukuran *dice coefficient* terdiri dari rentang nilai mulai dari 0 hingga 1. Apabila nilai *dice coefficient* mendekati nilai 0, maka hasil prediksi segmentasi tidak mirip dengan bentuk *ground truth*. Sebaliknya, apabila perhitungan *dice score* mendekati nilai 1, maka hasil prediksi segmentasi mirip dengan *groundtruth*.

Kesamaan Spasial Dalam Dice Coefficient	
	<b>Dice = 0</b> (Tidak Ada kesamaan antara groundtruth dengan citra prediksi)
	<b><math>0 &lt; \text{Dice} &lt; 1</math></b> (Kesamaan sebagian antara groundtruth dengan citra prediksi)
	<b>Dice = 1</b> (Kesamaan seluruh antara groundtruth dengan citra prediksi)

**Gambar 2.9.** Representasi Kesamaan dalam nilai *dice coefficient*

#### 2.5.3.4 *Hausdorff Distance*

*Hausdorff distance* merupakan metode pengukuran yang digunakan untuk menilai seberapa baik performa sebuah segmentasi citra, khususnya citra medis. Citra medis yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra *ultrasound*. Adapun cara kerja dari perhitungan *hausdorff distance* yaitu menghitung jarak antara dua himpunan titik yang berasal dari 2 citra yaitu citra dengan area objek sebenarnya (*groundtruth*) ( $A$ ) dan citra dengan area yang dihasilkan oleh model segmentasi (*masking predicted*) ( $B$ ). Adapun perhitungan *hausdorff*

*distance* dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$hd(A, B) = \max_{i,j} \{d(A_i, B), d(B_j, A)\} \quad (2.15)$$

Dimana,

$$d(A_i, B) = \min_k \{d(A_i, B_k)\} \quad (2.16)$$

$$d(B_j, A) = \min_k \{d(B_j, A_k)\} \quad (2.17)$$

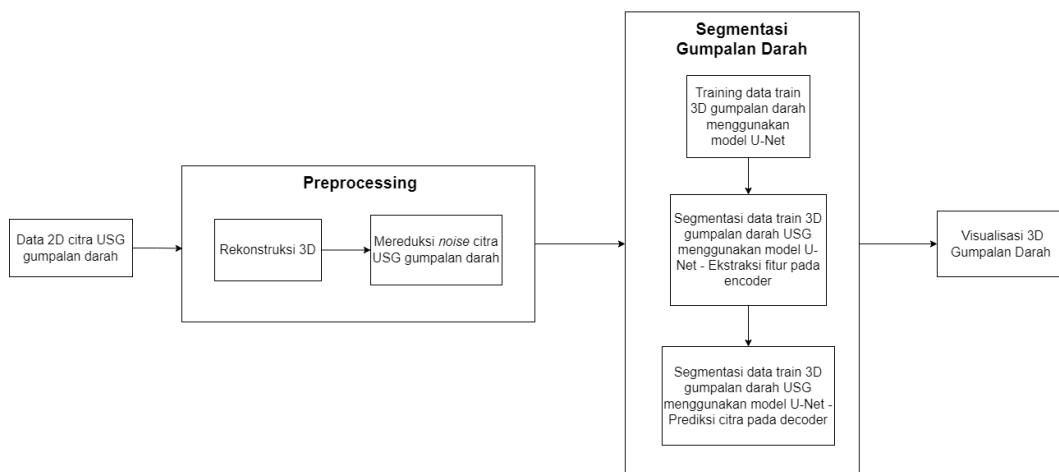
Berdasarkan definisi diatas, untuk menghitung jarak  $d(A_i, B)$  menggunakan *euclidean distance*. Variabel  $hd(A, B)$  merupakan jarak terjauh yang ditempuh dari piksel  $A$  ke bagian tepi dari  $B$ . Nilai *hausdorff distance* yang rendah, yaitu mendekati 0, menunjukkan bahwa ada kemiripan yang tinggi antara objek - objek pada kedua citra tersebut. Hal ini dapat diartikan sebagai area prediksi dari hasil segmentasi sangat mirip dengan area sebenarnya (*groundtruth*). Namun, apabila nilai *hausdorff distance* tidak mendekati 0, maka ada perbedaan yang signifikan antara dua titik. Sehingga terindikasi bahwa hasil segmentasi kurang akurat.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB 3

### METODOLOGI

Pada penelitian yang berjudul "Segmentasi Gumpalan Darah Vena Pada Citra *Ultrasound* Menggunakan U-Net" nantinya akan terdiri dari empat langkah utama yaitu (1) data 2D citra *ultrasound* gumpalan darah; (2) *preprocessing*; (3) segmentasi gumpalan darah; serta (4) visualisasi 3D gumpala darah. Adapun empat langkah utama tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.1.



**Gambar 3.1.** Blok Diagram Segmentasi Gumpalan Darah Vena Pada Citra *Ultrasound* Menggunakan U-Net

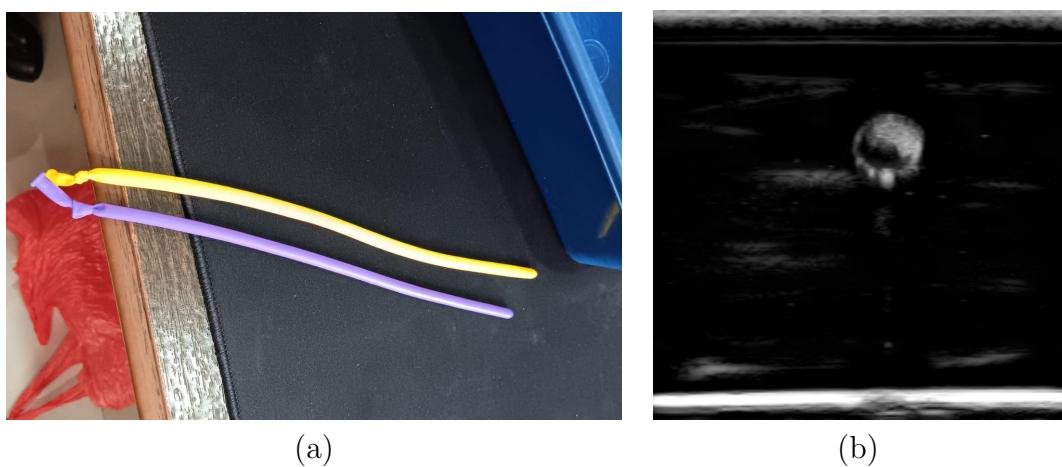
#### 3.1 Data 2D Citra *Ultrasound* Gumpalan Darah Vena

Data 2D citra ultrasound gumpalan darah (*thrombus*) pada pembuluh darah vena diperoleh dari lima pasien dari penderita *Deep Vein Thrombosis* (DVT) serta hasil akuisisi citra 2D ultrasound menggunakan peralatan seperti *phantom*, USG *Telemed-SmartUs*, *Probe*, serta *Optitrack*. Aturan dan syarat tertentu harus diikuti dalam penelitian ini sebelum memulai proses akuisisi citra ultrasound, untuk memastikan bahwa prosedur tersebut berjalan dengan baik.

### 3.1.1 Perangkat Akuisisi Citra *Ultrasound* Gumpalan Darah Vena

Penelitian ini menggunakan data citra ultrasound dua dimensi (2D) gumpalan darah (*thrombus*) yang ada pada pembuluh darah vena. Data ini diakuisisi dari phantom yang terbuat dari balon panjang. Phantom balon panjang dirancang khusus oleh peneliti agar menyerupai bentuk pembuluh darah vena manusia, dan di dalamnya dimasukkan lemak sapi. Penggunaan lemak sapi dipilih karena struktur lemak sapi menyerupai bentuk *thrombus* yang biasa ditemui di dalam pembuluh darah pasien penderita DVT.

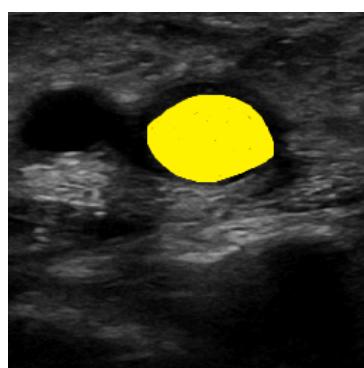
Penggunaan *phantom* balon panjang ini bertujuan untuk menciptakan kondisi yang mirip dengan kondisi penderita DVT dimana *thrombus* terbentuk di dalam pembuluh darah vena. Serta peneliti juga mengamati dan menganalisis bentuk *thrombus* melalui citra ultrasound. Oleh karena itu penggunaan *phantom* balon panjang sangat penting karena menjadi sumber utama simulasi *thrombus* yang terdapat pada pembuluh darah vena. Adapun *phantom* balon panjang yang digunakan dalam penelitian ini serta hasil pencitraan *ultrasound* menggunakan *phantom* balon panjang dapat dilihat pada Gambar 3.2



**Gambar 3.2.** (a) *Phantom* Balon Panjang (b) Hasil Pencitraan *Ultrasound* Menggunakan *Phantom* Balon Panjang.

Selain menggunakan *phantom* balon panjang, dalam beberapa percobaan peneliti menggunakan data *thrombus* pada pembuluh darah vena yang di-

peroleh dari lima pasien penderita DVT dengan total 317 citra. *Thrombus* penderita DVT terbentuk di dalam pembuluh darah vena bagian kaki. Data *thrombus* ini menyajikan informasi visual yang dihasilkan dari pemindaian menggunakan sensor ultrasonografi (USG) yang memperlihatkan lokasi dan karakteristik *thrombus* dalam pembuluh darah vena pada ke lima pasien tersebut. Penggunaan data penderita DVT ini bertujuan untuk meningkatkan variasi dalam dataset yang diterapkan selama pelatihan model *deep learning* U-Net, sehingga model tersebut bisa melakukan segmentasi area gumpalan darah pada area pembuluh darah vena dengan tingkat keakuratan yang lebih tinggi. Adapun citra ultrasound *thrombus* penderita DVT dapat dilihat pada Gambar 3.3

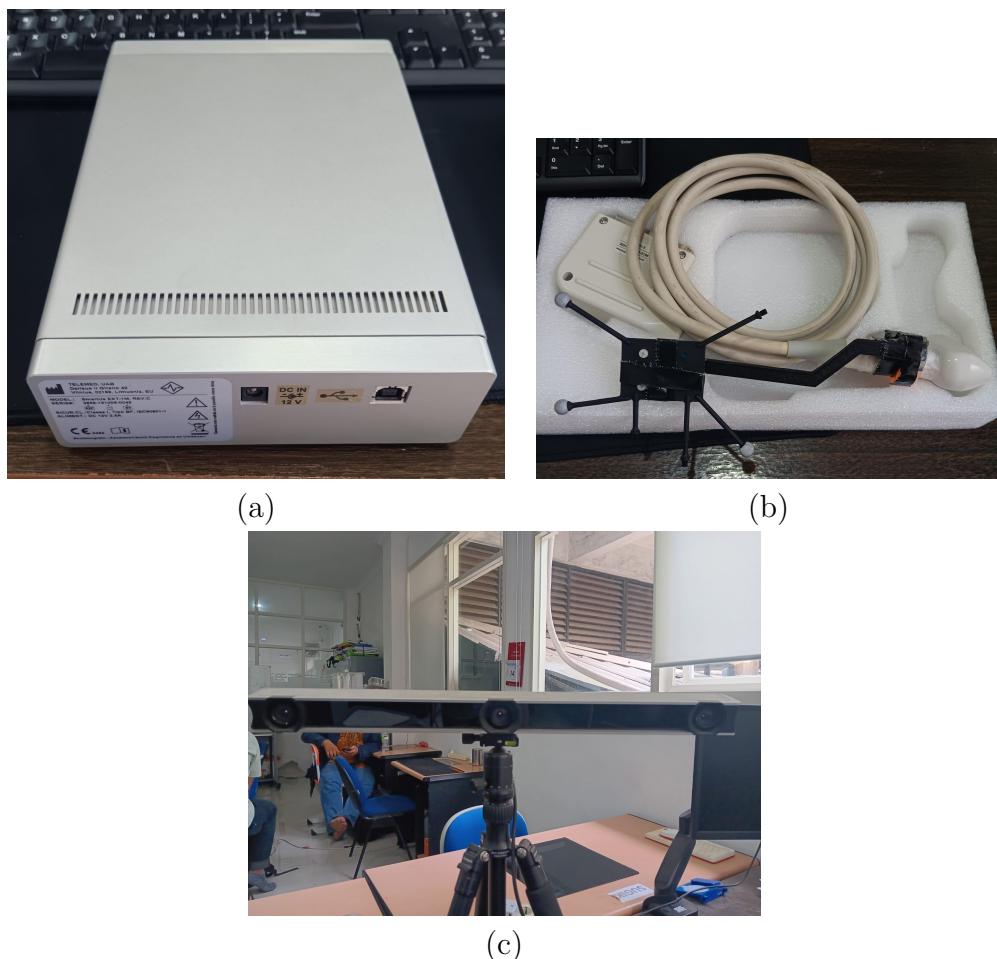


**Gambar 3.3.** Data Citra Ultrasound Gumpalan Darah

Data citra 2D *ultrasound thrombus* menggunakan modalitas *ultrasound Telemed SmartUs EXT-1M* dan perangkat lunak *Echowave II*. Fungsi dari modalitas *ultrasound Telemed SmartUs EXT-1M* adalah alat portable untuk mengakuisisi citra ultrasound guna melihat gambaran di dalam tubuh tanpa harus melakukan pembedahan. Echowave II merupakan perangkat lunak yang digunakan secara bersamaan dengan modalitas *ultrasound Telemed SmartUs EXT-1M* dan berfungsi untuk menangani pemrosesan data yang dikumpulkan oleh probe menjadi citra yang jelas dan dapat diinterpretasikan. Adapun modalitas *Telemed SmartUs EXT-1M* dapat dilihat pada Gambar 3.4 (a).

Kemudian, probe liniear dengan tipe L15-7L40H-5 digunakan dalam penelitian ini, yang menawarkan jangkauan frekuensi dari 7.5 hingga 15

MHz. Fungsi dari probe liniear itu sendiri adalah untuk mengirim gelombang suara ke dalam tubuh atau *phantom* dimana gelombang ini akan dipantulkan kembali ke probe setelah mengenai struktur dalam tubuh, seperti pembuluh darah atau otot. Adapun *probe linear* dapat dilihat pada Gambar 3.4 (b). Untuk pengambilan posisi koordinat *probe* dibutuhkan tiga marker yang akan terpasang pada *probe*, kemudian dilacak menggunakan perangkat *OpticTrack V120:Trio*. Koordinat yang dihasilkan oleh *OpticTrack V120:Trio* akan dikalibrasi untuk memperoleh matriks transformasi. Matriks ini nantinya akan digunakan sebagai koordinat orientasi untuk citra rekonstruksi 3D. Adapun *OpticTrack V120:Trio* dapat dilihat pada Gambar 3.4 (c).



**Gambar 3.4.** (a) modalitas *ultrasound* Telemed SmartUs EXT-1M, (b) Probe Linear, dan (c) perangkat *OpticTrack V120:Trio*

### **3.1.2 Prosedur Akuisisi Citra *Ultrasound* Pembuluh Darah dan Gumpalan Darah Vena**

Prosedur akuisisi citra *ultrasound* pembuluh darah dan gumpalan darah (*thrombus*) vena membutuhkan perangkat seperti *probe* yang sudah terpasang marker, kamera *optic track*, *PC* yang digunakan untuk memproses dan memvisualkan citra, serta *phantom* balon panjang. Akuisisi citra *ultrasound thrombus* dilakukan dengan cara menempelkan permukaan *probe* pada permukaan *phantom* balon panjang. Fitur dan citra *ultrasound thrombus* ditransformasikan ke dalam sistem koordinat marker yang terpasang pada pangkal *probe* dan selanjutnya ditransformasikan ke dalam sistem koordinat kamera *optic track* yang menjadi sistem koordinat global. Transformasi tersebut diperoleh dari hasil perhitungan jarak antara *optic track* ke marker dan marker ke *optic track*.

Dalam proses akuisisi data menggunakan perangkat lunak dari hasil penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Perangkat lunak ini memiliki kemampuan untuk menyesuaikan tingkat kecerahan citra yang diperoleh, dapat mengatur frekuensi, kedalaman, dan titik fokus dari *ultrasound*. Adapun antarmuka perangkat lunak yang digunakan untuk akuisisi citra 2D *ultrasound thrombus* dapat dilihat pada Gambar. Proses akuisisi data menghasilkan citra 2D *thrombus* pada pembuluh darah vena dengan dimensi 661 x 512 *pixels* beserta data posisi marker yang berekstensi (.txt).

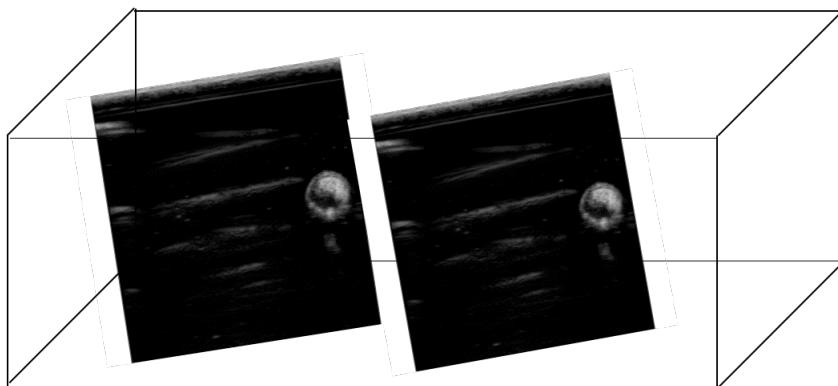
## **3.2 Preprocessing**

Citra 2D gumpalan darah (*thrombus*) yang telah diakuisisi akan melalui dua langkah utama dalam tahap *preprocessing* sebelum masuk ke dalam proses *training* menggunakan model *deep learning* U-Net. Adapun tahap *preprocessing* terbagi menjadi dua tahap yaitu rekonstruksi 3D citra *ultrasound thrombus* dan mereduksi *noise*.

### 3.2.1 Rekonstruksi 3D Citra *Ultrasound* Pembuluh Darah dan Gumpalan Darah Vena

#### 3.2.1.1 Penempatan Citra 2D *Ultrasound* Pembuluh Darah dan Gumpalan Darah Vena pada Ruang *Voxel* 3D

Setelah dilakukan akuisisi data *ultrasound* pembuluh darah dan gumpalan darah (*thrombus*) *phantom* balon panjang, setiap piksel citra tersebut ditempatkan pada ruang *voxel* 3D berdasarkan transformasi yang diperoleh pada proses kalibrasi. Sebelum ditempatkan pada ruang *voxel* 3D, harus dilakukan pembentukan ruang *voxel* 3D terlebih dahulu. Proses pembuatan ruang *voxel* disesuaikan dengan ukuran ruang *voxel* yang dibutuhkan untuk penempatan hasil transformasi setiap citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang. Setiap piksel pada citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang ( $f(u, v)$ ) dengan ukuran baris ( $m$ ) dan kolom ( $n$ ) akan ditempatkan pada voxcel ( $V(x, y, z)$ ). Adapun gambaran tentang penempatan citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang dapat dilihat pada Gambar 3.5.

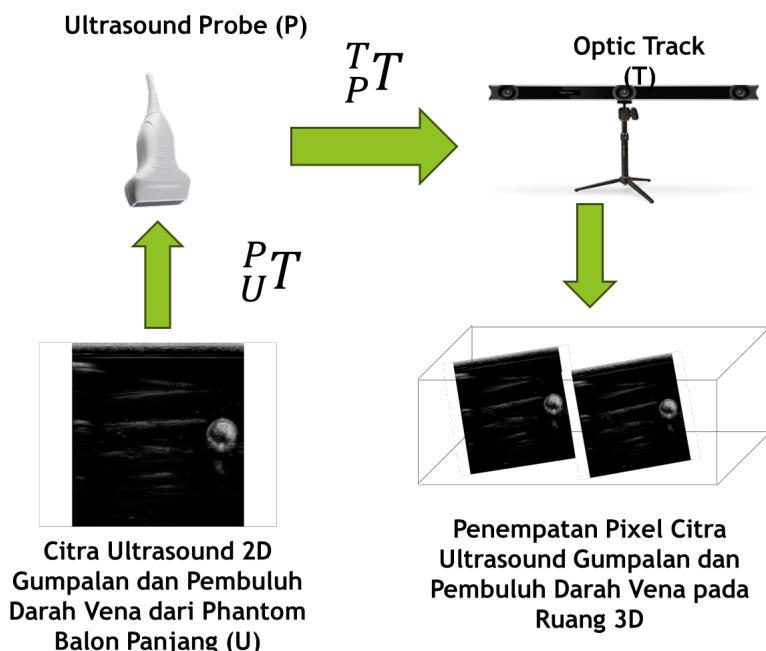


**Gambar 3.5.** Visualisasi Penempatan Voxel 3D

Adapun proses penempatan setiap piksel citra *ultrasound* pada ruang *voxel* 3D berdasarkan transformasi yang diperoleh pada proses kalibrasi dapat dirumuskan dengan Persamaan 3.1.

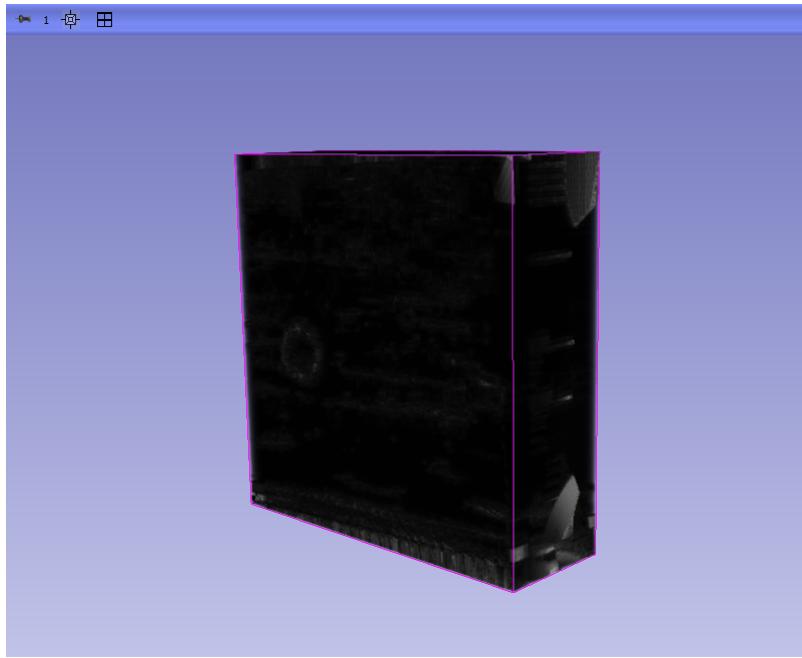
$$V(x, y, z) = {}^T_P T \times {}^P_U T \times \begin{pmatrix} u \\ v \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

Berdasarkan persamaan 3.1, variabel  $V(x,y,z)$  merupakan posisi *voxel* yang merepresentasikan posisi data citra dalam ruang 3D. Variabel  ${}^T_P T$  merupakan transformasi dari marker pada probe ultrasound ke pusat koordinat sistem kamera *optictrack*. Variabel  ${}^P_U T$  merupakan transformasi dari bidang citra *ultrasound* ke marker pada *probe ultrasound*. Variabel  $u$  dan  $v$  merupakan koordinat *pixel* dari citra 2D. Adapun bagan proses penempatan piksel citra 2D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang pada ruang *voxel* 3D dengan kamera *optic track* dapat dilihat pada Gambar 3.6.



**Gambar 3.6.** Prosedur Rekonstruksi 3D

Visualisasi hasil rekonstruksi 3D pada citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang menggunakan perangkat lunak *3D slicer*. Hasil visualisasi tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.7.



**Gambar 3.7.** Visualisasi hasil rekonstruksi 3D citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang menggunakan perangkat lunak *3D Slicer*.

### 3.2.2 Reduksi *Noise*

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan gumpalan darah (*thrombus*) dari hasil rekonstruksi 3D serta data citra 2D *ultrasound thrombus* pada pembuluh darah vena penderita DVT (*Deep Vein Thrombosis*). Citra *ultrasound thrombus* memiliki tingkat *noise* yang tinggi. Oleh karena itu citra *ultrasound thrombus* akan melalui tahap reduksi *noise*. Khusus untuk citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan gumpalan darah (*thrombus*) dari hasil rekonstruksi 3D, agar mempermudah proses reduksi *noise*, citra 3D tersebut di *slice* menjadi citra 2D terlebih dahulu. Filter *denoising* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu filter *gaussian*, filter *median*, filter *mean*, filter *bilateral*, dan filter *non local means*. Alasan peneliti memilih 5 filter *denoising* tersebut dikarenakan ke lima filter *denoising* tersebut sering digunakan dalam proses reduksi *noise* citra biomedis. Filter *gaussian* merupakan sebuah teknik dalam pengolahan citra yang digunakan untuk menghaluskan atau mengaburkan citra. Hal itu bertujuan untuk mengurangi detail - detail yang tidak diinginkan seperti *noise*

dalam sebuah citra. Filter *gaussian* menggunakan operasi konvolusi, yaitu sebuah proses matematis dimana dapat menggabungkan 2 informasi. Informasi tersebut ialah citra asli dan sebuah matriks kernel. Kernel ini memiliki nilai - nilai tertentu yang membantu dalam reduksi *noise*. Adapun filter *gaussian* direpresentasikan dalam Persamaan 3.2.

$$G(x, y) = e^{\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.2)$$

Variabel  $G(x, y)$  menunjukkan nilai filter *gaussian* pada koordinat  $(x, y)$  dalam ruang 2 dimensi. Variabel  $e$  menunjukkan simpangan baku dari distribusi tersebut. Filter kedua yang digunakan dalam penelitian ini yaitu filter *median*. Filter median merupakan salah satu filter yang paling umum digunakan dalam dunia biomedik. Operasi pada filter *median* sangat sederhana yaitu dengan cara menggantikan nilai piksel tengah dengan nilai median dari piksel tetangganya. Perhitungan untuk mendapatkan hasil filter *median* dapat dilihat pada Persamaan 3.3.

$$A(x, y) = \text{median} \{f(x-i, y-j), i, j \in W\} \quad (3.3)$$

Dimana, variabel  $W$  menunjukkan citra mask 2D, variabel  $A(x, y)$  menunjukkan hasil output citra, dan variabel  $f(x, y)$  menunjukkan citra asli. Filter ketiga yang digunakan dalam penelitian ini yaitu filter *mean*. Filter *mean* berfungsi untuk mengurangi *noise* serta menghaluskan citra dengan memanfaatkan jumlah variasi intensitas minimal antara piksel yang berdekatan. Adapun filter *mean* dapat dilihat pada Persamaan 3.4.

$$f(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t) \quad (3.4)$$

Variable  $f(x, y)$  menunjukkan nilai piksel hasil setelah proses penghalusan pada koordinat  $(x, y)$  menggunakan filter *mean*. Variabel  $m$  dan  $n$  menunjukkan jumlah baris dan kolom pada kernel. Variabel  $g(s, t)$  menunjukkan nilai piksel pada koordinat  $(s, t)$  sebelum penghalusan. Simbol sigma  $\sum$

menunjukkan penjumlahan semua nilai piksel  $g(s, t)$  di dalam kernel  $S_{x,y}$ . Filter yang keempat yang digunakan dalam penelitian ini yaitu filter *bilateral*. Filter reduksi *noise bilateral* mempertimbangkan intensitas piksel berdasarkan lokasi piksel target maupun perbedaan jarak antar piksel. Berdasarkan hal tersebut, filter *bilateral* efektif dalam mengurangi *noise* citra tanpa mengaburkan tepi dan detail penting dalam citra. Adapun filter *bilateral* dapat dilihat pada Persamaan 3.5.

$$I^{filtered}(x) = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|(x_i) - x\|) \quad (3.5)$$

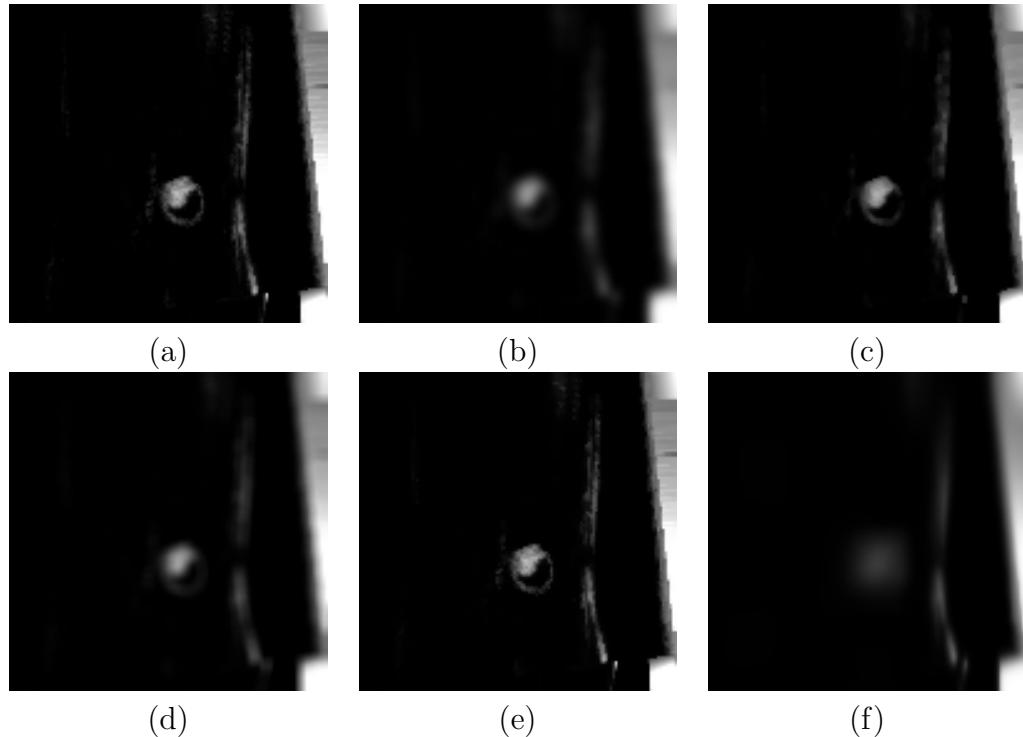
$$W_p = \sum_{x_i \in \Omega} f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|(x_i) - x\|) \quad (3.6)$$

Dimana,  $W_p$  merupakan normalisasi. Variabel  $I^{filtered}$  merepresentasikan citra yang telah difilter. Variabel  $x$  merepresentasikan koordinat dari piksel saat ini yang digunakan untuk difilter. Variabel  $I$  mewakili citra asli. Variabel  $f_r$  merepresentasikan perubahan kernel untuk intensitas penghalusan. Variabel  $g_s$  menunjukkan kernel abstraksi untuk menghaluskan fluktuasi koordinat. Kemudian filter reduksi *noise* yaitu filter *non local means*. Filter *denoising* ini dirancang untuk menjaga informasi citra sekaligus menghilangkan *noise* pada citra. Adapun perhitungan filter *non local means* dapat dilihat pada Persamaan 3.7.

$$NLM | I(m) | = \sum_{n \in N_m} \omega(N_m, N_n) I(n) \\ \left( \omega(N_m, N_n) = \frac{1}{Z(m)^{\frac{-d}{h^2}}} \right) \quad (3.7)$$

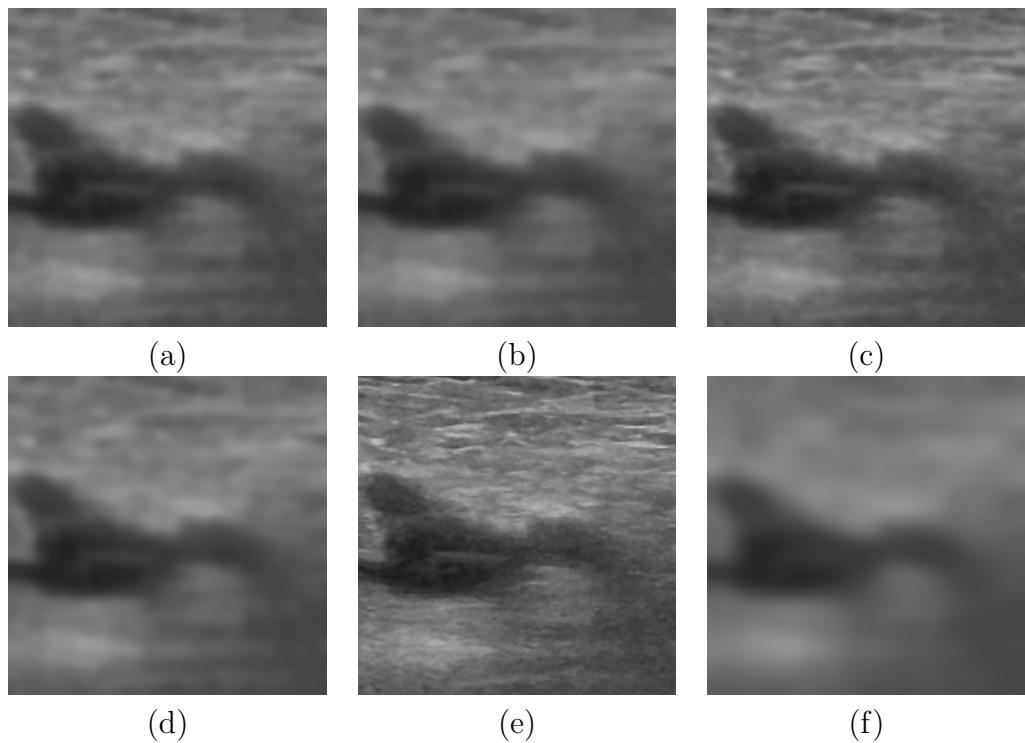
Dimana, variabel  $I(n)$  merepresentasikan intensitas *noise*. Variabel  $\omega(N_m, N_n)$  merepresentasikan jumlah perbedaan antara piksel target dan piksel sekitarnya. Variabel  $Z(m)$  merepresentasikan konstanta normalisasi. Serta variabel  $d$  menunjukkan jarak *euclidean*. Adapun hasil reduksi *noise*

citra *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah *phantom* balon panjang dan citra *thrombus* pasien penderita DVT dapat dilihat pada Gambar 3.8 dan Gambar 3.9.



**Gambar 3.8.** Hasil reduksi *noise* citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang menggunakan filter sebagai berikut (a) tidak menggunakan filter; (b) filter *gaussian*; (c) filter *median*; (d) filter *mean*; (e) filter *bilateral*; (f) filter *non-local means*

Citra 2D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* yang telah melalui tahapan reduksi *noise* akan dilakukan pembuatan *groundtruth* dengan menggunakan perangkat lunak *Label Studio*. Perangkat lunak *Label Studio* bersifat *open source* yang tersedia melalui *Python Package Index* (PyPI). Alasan peneliti memilih perangkat lunak *Label Studio* karena perangkat lunak *open source* ini dapat dioperasikan secara lokal dan mendukung berbagai jenis model anotasi dengan output yang diinginkan. Proses *labelling* pada citra *ultrasound* 2D ini menggunakan anotasi masking area untuk dua kelas yaitu *multiclass semantic segmentation*. Metode ini menghasilkan citra hitam putih dimana area pembuluh darah vena dan *thrombus* ditandai dengan warna putih.



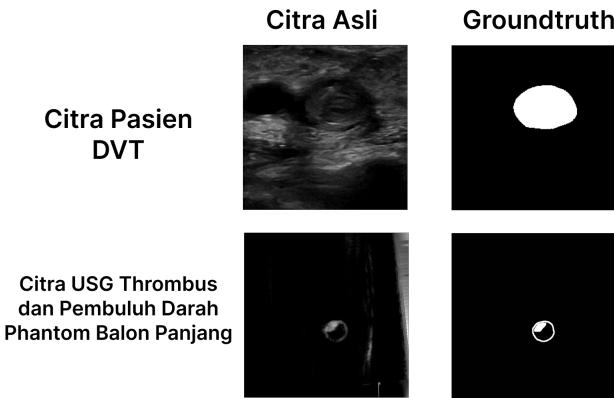
**Gambar 3.9.** Hasil reduksi *noise* citra *ultrasound phantom* balon panjang menggunakan filter sebagai berikut (a) tidak menggunakan filter; (b) filter *bilateral*; (c) filter *gaussian*; (d) filter *mean*; (e) filter *median*; (f) filter *non-local means*

Sementara itu, area lain yang diinterpretasikan sebagai bukan area pembuluh darah vena dan *thrombus* ditandai dengan warna hitam. Citra hasil anotasi biasa disebut dengan citra *mask*. Citra *mask* ini kemudian diunduh dalam format file .PNG. Adapun proses pembuatan citra *mask* dapat dilihat pada Gambar 3.10.



**Gambar 3.10.** Proses Pembuatan Citra Mask Menggunakan *Label Studio*

Kemudian, khusus untuk citra 2D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* dari hasil *slicing* citra 3D hasil rekonstruksi beserta citra *masknya* akan disusun kembali menjadi bentuk 3D berdasarkan urutan waktunya.



**Gambar 3.11.** Proses Pembuatan Citra Mask Menggunakan *Label Studio*

Penyusunan kembali menjadi bentuk 3D ini digunakan untuk proses *training* untuk membuat model segmentasi 3D.

### 3.3 Segmentasi Gumpalan Darah

Pada tahap utama segmentasi gumpalan darah vena terdapat tiga tahapan yaitu (1) *training* menggunakan model *deep learning* U-Net; (2) ekstraksi fitur citra input pada *encoder* U-Net; dan (3) segmentasi gumpalan darah vena pada *decoder* U-Net.

#### 3.3.1 Pembagian Data Sebelum Segmentasi

Pada proses pelatihan (*training*) menggunakan 2 data citra *ultrasound* yaitu citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* phantom balon panjang dari hasil rekonstruksi dan citra 2D *thrombus* lima pasien penderita DVT. Citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* phantom balon panjang dari hasil rekonstruksi dapat dilakukan segmentasi dengan 2 cara yaitu segmentasi 2D dan 3D. Untuk melakukan segmentasi 2D, data citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* phantom balon panjang dari hasil rekonstruksi akan di *slice* menjadi citra 2D. Jumlah citra 3D *ultrasound* yang digunakan untuk proses *training* yaitu berjumlah 4 citra. Kemudian jumlah citra 2D hasil *slice* citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* phantom balon panjang berjumlah 389 citra. Sedangkan jumlah citra 2D *ultrasound* *thrombus* pasien DVT berjumlah 312 citra.

Sebelum proses pelatihan data dilakukan, ketiga citra tersebut akan

dibagi menjadi dua jenis data yaitu data pelatihan (*train*) dan data validasi (*validation*). Data *train* merupakan bagian terbesar dari dataset yang digunakan untuk melatih model. Semakin banyak data *train* yang berkualitas dan bervariasi, semakin baik model segmentasi dapat mempelajari karakteristik yang lebih kompleks. Kemudian data *validation* merupakan data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model segermntasi selama proses pelatihan (*training*). Hal tersebut bertujuan untuk memeriksa apakah model segmentasi mengalami *overfitting*. Data *validation* harus berbeda dari data *train* tetapi masih mewakili distribusi yang sama. Adapun pembagian data citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang dari hasil rekonstruksi mengacu pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1.** Pembagian data citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang

Pembagian	Deskripsi	Jumlah	Rasio
Data pelatihan	Bagian data yang digunakan untuk melatih model	4	80%
Data validasi	Bagian data yang digunakan untuk mengevaluasi model	1	20%

Kemudian, pembagian data citra 2D hasil *slice* citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang dari hasil rekonstruksi mengacu pada Tabel 3.2

**Tabel 3.2.** Pembagian data citra 2D hasil *slice* citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus phantom* balon panjang

Pembagian	Deskripsi	Jumlah	Rasio
Data pelatihan	Bagian data yang digunakan untuk melatih model	310	80%
Data validasi	Bagian data yang digunakan untuk mengevaluasi model	79	20%

Pembagian data citra 2D *ultrasound thrombus* pasien penderita DVT mengacu pada Tabel 3.3

**Tabel 3.3.** Pembagian data citra 2D *ultrasound thrombus* pasien penderita DVT.

Pembagian	Deskripsi	Jumlah	Rasio
Data pelatihan	Bagian data yang digunakan untuk melatih model	250	80%
Data validasi	Bagian data yang digunakan untuk mengevaluasi model	62	20%

### 3.3.2 Training Deep Learning Model U-Net

Pada penelitian ini model U-Net dipilih oleh peneliti guna melakukan segmentasi area gumpalan darah (*thrombus*) pada pembuluh darah vena. Proses pelatihan (*training*) dalam kasus segmentasi citra menggunakan model *deep learning* seperti U-Net adalah untuk mengajarkan model tersebut bagaimana mengidentifikasi dan membedakan objek target dimana dalam kasus peneliti pada gumpalan darah (*thrombus*) pada pembuluh darah vena. Dalam proses segmentasi, penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman *Python* versi 3 yang dijalankan melalui *platform Google Colab*. Adapun spesifikasi *platform Google Colab* dapat dilihat pada Tabel 3.4.

**Tabel 3.4.** Spesifikasi platform Google Colab

<b>CPU</b>	AMD EPYC 7B12 (2,24 GHz)
<b>GPU</b>	Tesla T4
<b>RAM</b>	12,7 GB
<b>Penyimpanan</b>	166,8 GB

Dalam proses *training* juga ada beberapa konfigurasi yang didefinisikan oleh peneliti. Adapun konfigurasi pelatihan yang didefinisikan oleh peneliti mengacu pada Tabel 3.5.

Hasil segmentasi akan dievaluasi menggunakan 5 *metric* evaluasi sebagai berikut (1)*accuracy*; (2)*loss*; (3)*Intersection over Union* (IoU); (4)*dice*

**Tabel 3.5.** Konfigurasi Hiperparameter Model

<b>Batch Size</b>	8
<b>Epoch</b>	100
<b>Tingkat Pembelajaran (Learning Rate)</b>	0,0001
<b>Pengoptimalan (Optimizer)</b>	Adam
<b>Loss</b>	Binary Crossentropy
<b>Aktivasi Layer</b>	Softmax
<b>Kelas</b>	2

*coefficient*; dan (5) *hausdorff distance*. Metric evaluasi *accuracy* berfungsi untuk menghitung nilai prediksi yang tepat terhadap data yang memiliki area gumpalan darah *thrombus* pada pembuluh darah vena yang diperoleh melalui model segmentasi U-Net pada saat proses *training*. Nilai persentase *accuracy* yang tinggi menunjukkan bahwa model yang dihasilkan lebih akurat dalam melakukan segmentasi citra *ultrasound thrombus*.

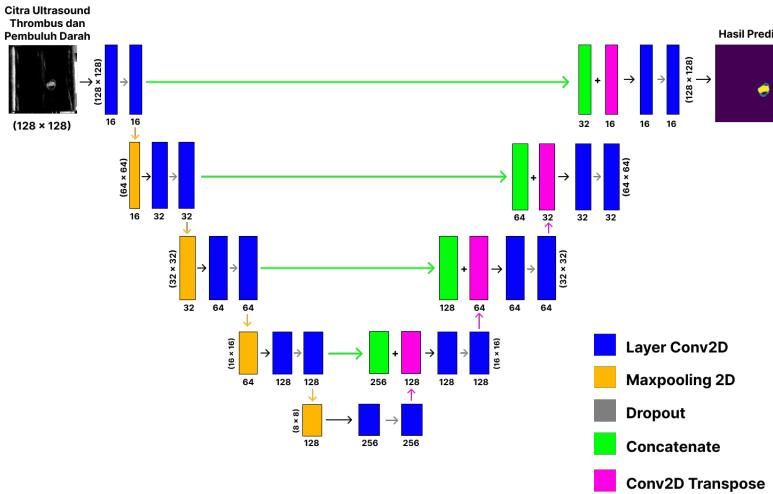
Metrik evaluasi *loss* berfungsi untuk menghitung nilai kesalahan model segmentasi dalam memprediksi data citra yang memiliki area *thrombus* pada saat proses *training*. Nilai *loss* yang rendah menunjukkan nilai kesalahan yang kecil antara citra prediksi dan *groundtruth* dari citra *ultrasound thrombus*. Metrik evaluasi *Intersection over Union (IoU)* berfungsi untuk mengukur kemiripan antara dua objek dalam citra. Dalam kasus pada penelitian ini, pengukuran kemiripan antara *ground truth* dari citra *ultrasound thrombus* dan citra prediksi *thrombus* yang dihasilkan melalui proses segmentasi. Nilai IoU memiliki rentang 0 hingga 1. Apabila nilai IoU mendekati 0, maka citra hasil prediksi segmentasi tidak mirip dengan bentuk dari *groundtruth*. Sedangkan jika nilai IoU mendekati 1, maka citra hasil prediksi segmentasi mirip dengan bentuk dari *groundtruth*. Metric evaluasi *dice coefficient* memiliki fungsi yang

sama dengan *metric* evaluasi IoU yaitu mengukur kemiripan antara dua objek dalam citra. *Dice coefficient* memiliki rentang 0 hingga 1. *Dice coefficient* dipilih peneliti karena sensitivitasnya terhadap perubahan kecil dalam area segmentasi. Nilai *hausdroff distance* diperoleh melalui perhitungan nilai 2 titik terjauh pada 2 citra. Di dalam penelitian ini, *haudorff distance* diterapkan pada pengukuran antara *groundtruth* dan hasil prediksi segmentasi. Nilai *hausdorff distance* akan bernilai 0 jika himpunan kedua titik (*groundtruth* dan hasil prediksi segmentasi) memiliki kesamaan. Sedangkan apabila nilai *hausdorff distance* memiliki nilai yang tinggi, maka himpunan kedua titik (*groundtruth* dan hasil prediksi segmentasi) tersebut memiliki jarak yang berjauhan. Hasil uji performa kedua model tersebut akan dijelaskan pada Bab 4.

### 3.3.3 Ekstraksi Fitur Citra Input pada Encoder U-Net

Pada penelitian ini dilakukan segmentasi 2D dan 3D menggunakan model U-Net. Pada arsitektur U-Net terdapat bagian *encoder* dan *decoder*. Model U-Net menggabungkan bagian *encoder* dan *decoder* untuk membuat prediksi segmen citra dengan mengekstrak fitur tersebut menjadi prediksi segmen yang lebih spesifik yang memperbesar ukuran citra. Pada segmentasi 2D, input citra 2D ultrasound akan melalui bagian *encoder* model U-Net untuk proses ekstraksi fitur - fitur pada citra tersebut. Berikut ini ilustrasi citra input pada model U-Net2D dengan hasil output citra *mask* area gumpalan darah dapat dilihat pada Gambar 3.12.

Masing - masing layer pada *encoder* model U-Net akan mengimplementasikan filter *convolutional* terhadap citra input. Kemudian citra input akan di *pooling* sehingga ukuran dimensinya menjadi berkurang serta mengekstrak fitur yang lebih abstrak. Proses ini berlangsung hingga tahap akhir bagian *encoder*. Fitur yang dihasilkan oleh *encoder* akan digunakan sebagai input pada bagian *decoder*. Pada bagian *encoder* U-Net akan dilakukan uji coba modifikasi menggunakan model *pre-trained* VGG16 untuk meningkatkan performa ekstraksi fitur citra input. Uji coba performa model *pre-trained*



**Gambar 3.12.** Arsitektur U-Net 2D

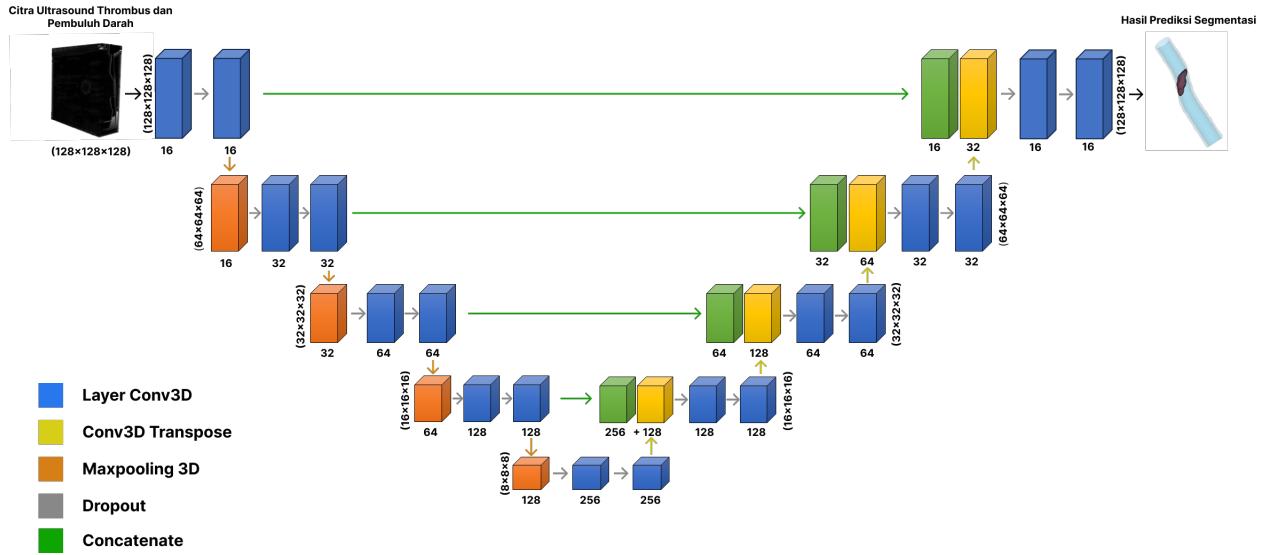
VGG16 dan U-Net akan dibandingkan dengan model U-Net standar.

Kemudian pada segmentasi 3D, input citra 3D *ultrasound* akan melalui bagian *encoder* model U-Net3D untuk proses eksraksi fitur - fitur pada citra tersebut. Adapun yang membedakan dari model U-Net2D dan U-Net3D terletak pada inputan citranya, layer konvolusi, layer *maxpooling*, serta layer *transpose*. Pada model U-Net3D, inputan citra layer konvolusi, layer *maxpooling*, serta layer *transpose* semua dalam bentuk 3 dimensi. Berikut ini ilustrasi citra input pada model U-Net3D dengan hasil output citra *mask* area gumpalan darah dapat dilihat pada Gambar 3.13.

Hasil performa segmentasi dari kedua model tersebut akan dievaluasi menggunakan 5 metrik evaluasi yaitu *accuracy*, *loss*, *Intersection over Union* IoU, *dice coefficient*, *hausdorff distance*.

### 3.3.4 Segmentasi Gumpalan Darah Vena pada *Decoder* **U-Net**

Kemudian output dari hasil ekstraksi pada bagian *encoder* akan menjadi input pada bagian *decoder* model U-Net. Pada bagian *decoder* berfungsi untuk mengubah fitur dari bagian *encoder* menjadi prediksi segmen citra. Bagian ini menggunakan layer *transposed* untuk meningkatkan ukuran citra yang dihasilkan pada layer sebelumnya. Setiap layer pada bagian *decoder* akan



**Gambar 3.13.** Arsitektur U-Net 3D

menggabungkan fitur dari layer sebelumnya guna membuat prediksi segmen area gumpalan darah (*thrombus*). Proses ini dilakukan hingga layer terakhir bagian *decoder*.

### 3.4 Skenario Pada Penelitian

Dalam rangka membuat model yang lebih efisien dan akurat untuk segmentasi gumpalan darah (*thrombus*) vena pada citra *ultrasound*, penelitian ini telah dirancang dengan lima skenario penelitian yang berbeda. Setiap skenario dikembangkan untuk mengeksplorasi dan menilai penggunaan model U-Net standar dan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net dalam konteks segmentasi 2D dan 3D. Skenario pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.14.

Untuk data citra *ultrasound* di setiap skenario pada segmentasi 2D akan dilakukan reduksi *noise* dengan menggunakan 5 filter *denoising* yaitu (1) filter *gaussian*; (2) filter *median*; (3) filter *mean*; (4) filter *bilateral*; dan (5) filter *non local means*. Hasil pelatihan pada setiap skenario akan di evaluasi menggunakan 5 metrik evaluasi yaitu *accuracy*, *loss*, *IoU*, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*.

<b>Jenis Segmentasi</b>	<b>Skenario Penelitian</b>	<b>Penjelasan Skenario Penelitian</b>
Segmentasi 2D	Skenario 1	Pelatihan data 2D citra ultrasound thrombus pasien penderita DVT menggunakan model U-Net standar.
	Skenario 2	Pelatihan data 2D citra ultrasound thrombus pasien penderita DVT menggunakan model pre-trained VGG16 dan U-Net.
	Skenario 3	Pelatihan data 2D dari hasil slice data 3D citra ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil rekonstruksi menggunakan model U-Net standar.
	Skenario 4	Pelatihan data 2D dari hasil slice data 3D citra ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil rekonstruksi menggunakan model pre-trained VGG16 dan U-Net.
Segmentasi 3D	Skenario 5	Pelatihan data 3D citra ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil rekonstruksi menggunakan model U-Net 3D.

**Gambar 3.14.** Skenario Pada Penelitian

# BAB 4

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil citra *thrombus* yang telah melalui tahap *preprocessing* dimana telah dijelaskan pada Bab 3, akan diuji dengan dua teknik segmentasi yaitu segmentasi 2D dan 3D. Adapun proses segmentasi 2D dan 3D menggunakan model segmentasi U-Net. Kedua tahapan tersebut dilakukan dengan tujuan untuk mengevaluasi kemampuan model segmentasi U-Net dalam memprediksi area gumpalan darah (*thrombus*).

### 4.1 Segmentasi Dua Dimensi

#### 4.1.1 Persiapan Pengujian

Data yang digunakan dalam pengujian segmentasi 2D terdiri dari 2 data yaitu data citra 2D *ultrasound thrombus* pasien penderita DVT (*Deep Vein Thrombosis*) dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D rekonstruksi. Sebelum melakukan tahap *training*, kedua citra 2D *ultrasound* disamakan ukurannya menjadi 256x256 serta dilakukan reduksi *noise* dengan 5 filter *denoising* dalam setiap pengujinya yaitu *gaussian*, *median*, *mean*, *bilateral*, *hausdorff distance*. Tujuan dari ditambahkannya beberapa filter *denoising* pada citra untuk mengevaluasi pengaruhnya terhadap kinerja model segmentasi. Adapun konfigurasi pengujian pada proses *training* menggunakan bahasa pemrograman Python versi 3 yang dijalankan melalui *platform Google Colab*, *batch size* didefinisikan sebesar 16, epoch 100, inialisasi optimizer menggunakan *Adam* dengan *learning rate* sebesar 0,001, inialisasi *loss* menggunakan *binary crossentropy*. Kemudian hasil segmentasi akan dievaluasi berdasarkan 5 metrik evaluasi yaitu, *accuracy*, *loss*, IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*.

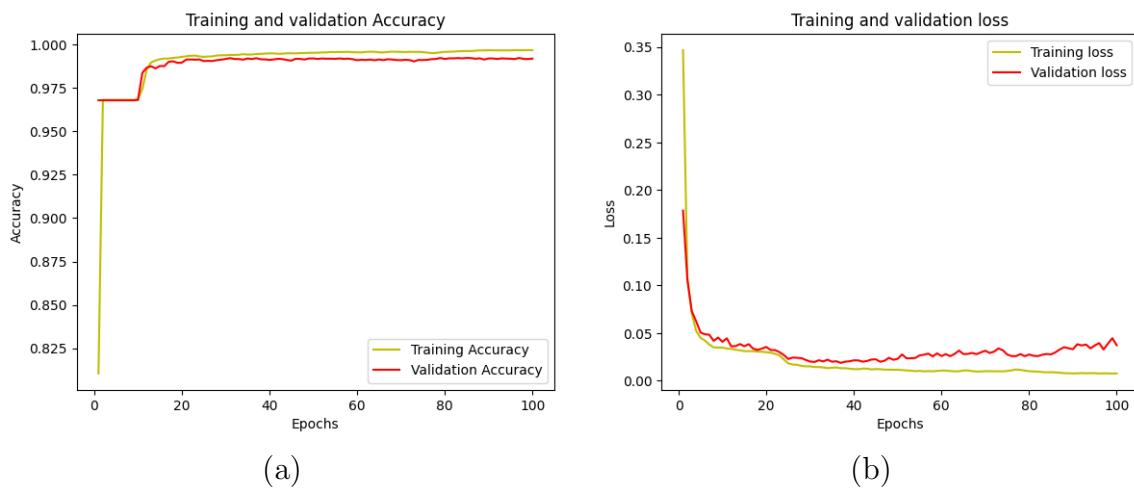
#### 4.1.2 Training Model Segmentasi

##### 4.1.2.1 Training Model U-Net

Hasil pengujian *training* menggunakan model segmentasi U-Net standar disajikan berdasarkan penggunaan 5 filter *denoising* pada citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah.

###### 1. Citra 2D tanpa diberi filter *denoising*

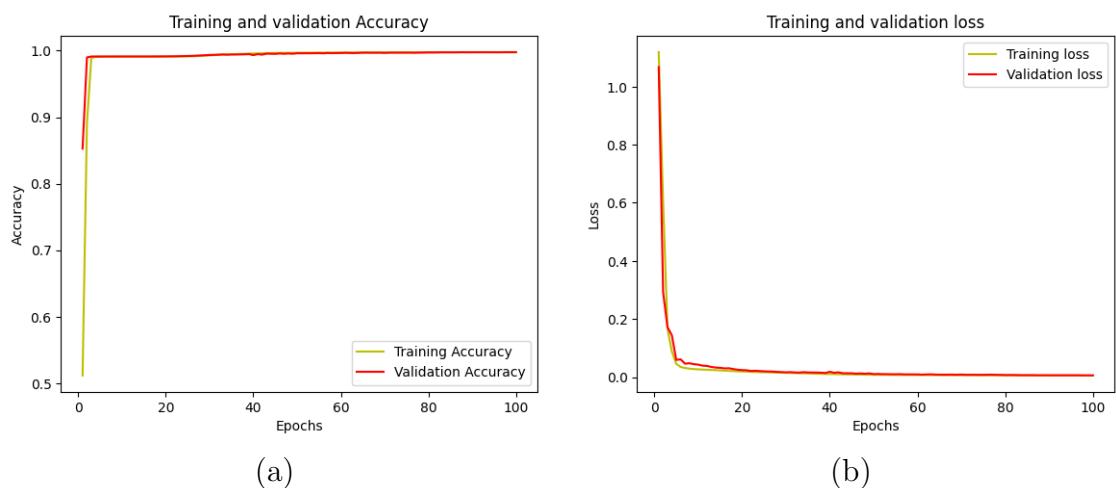
Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang tidak melalui tahap reduksi *noise* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,021%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0257; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 72,682%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8243; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 4,12. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang tidak melalui tahap reduksi *noise* dapat dilihat pada Gambar 4.1 bagian a dan b.



**Gambar 4.1.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang tidak menggunakan filter reduksi *noise*

Kemudian hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1)

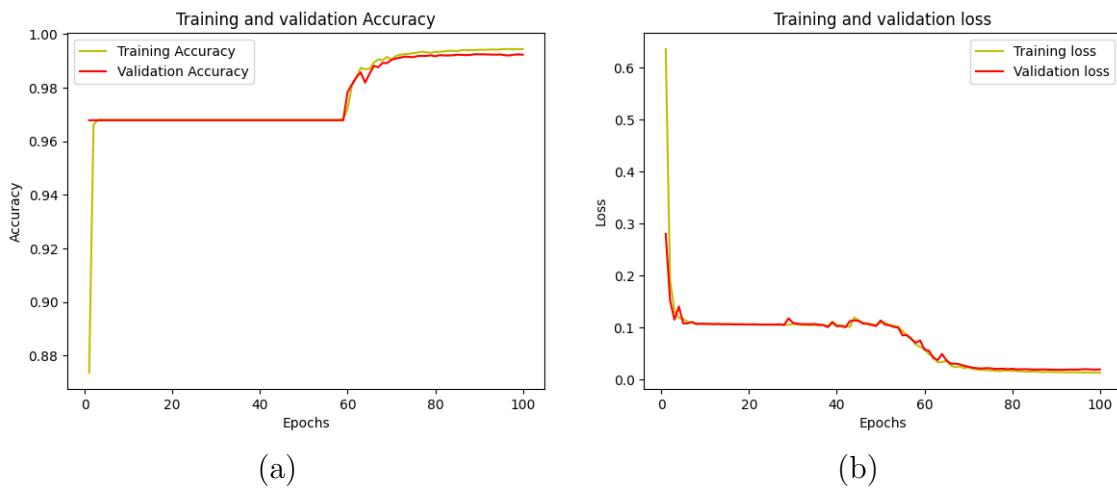
persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7392%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0065; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8174; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8923; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,1244. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan model segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.2.



**Gambar 4.2.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan model U-Net.

## 2. Filter *denoising gaussian*

Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui tahap reduksi *noise* dengan menggunakan filter *gaussian* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,166%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0269; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 77,087%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8606; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,44. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui reduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* dapat dilihat pada Gambar 4.3 bagian a dan b.

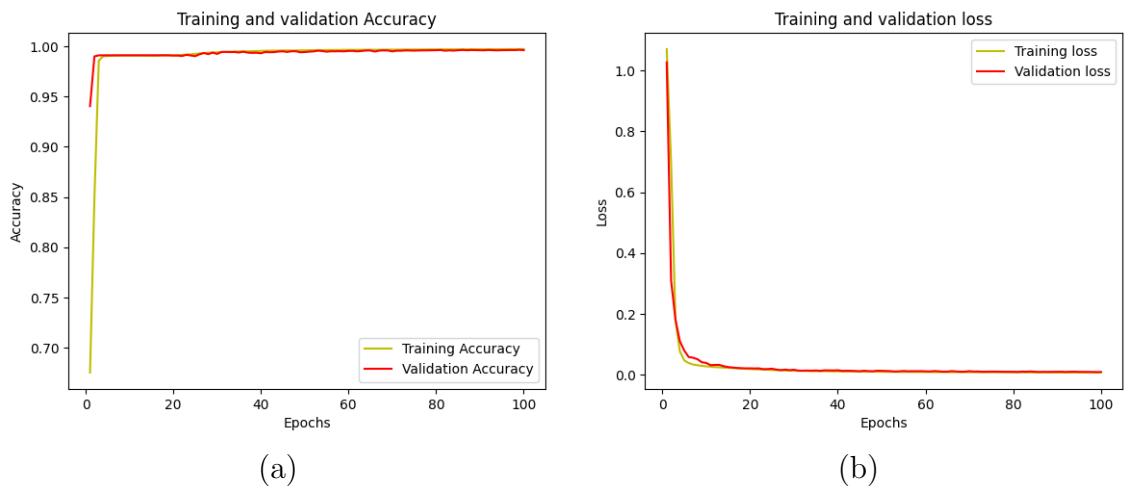


**Gambar 4.3.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang menggunakan filter *gaussian*

Kemudian hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,6930%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0074; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,7965; (4) nilai mean *dice coefficient* sebesar 0,8797; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 5,0884. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* menggunakan model segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.4.

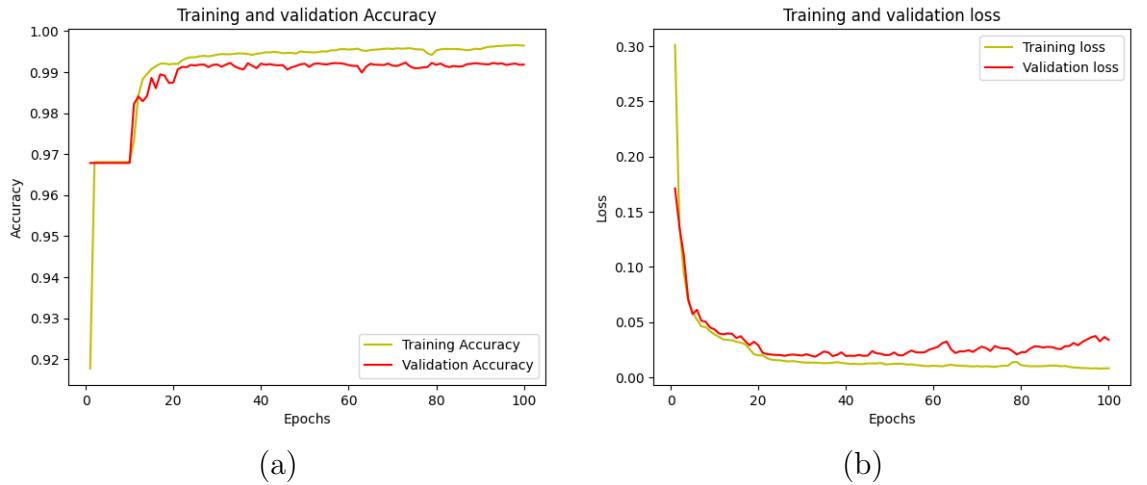
### 3. Filter *denoising median*

Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui tahap reduksi *noise* dengan menggunakan filter *median* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,131%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0328; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 75,724%; (4) nilai mean *dice coefficient* sebesar 0,8456; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,65. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra



**Gambar 4.4.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* menggunakan model U-Net.

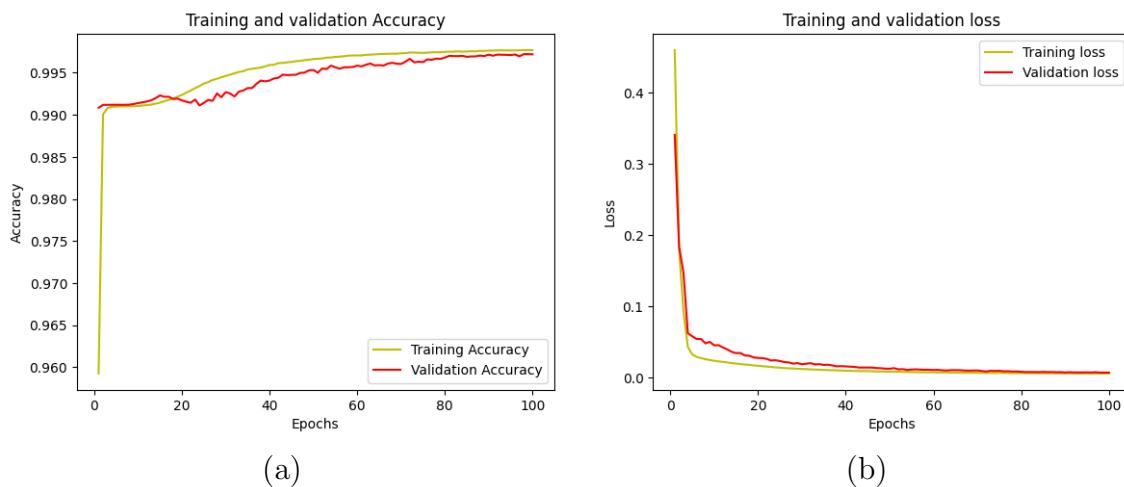
2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui reduksi *noise* menggunakan filter *median* dapat dilihat pada Gambar 4.5 bagian a dan b.



**Gambar 4.5.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang menggunakan filter *median*

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7301%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0067; (3) nilai *mean IoU* sebesar

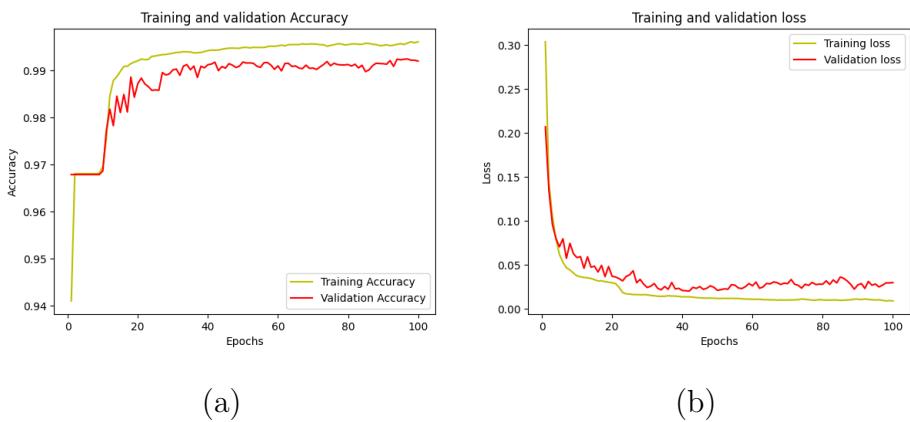
0,8023; (4) nilai mean *dice coefficient* sebesar 0,8839; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 5,0625. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.6.



**Gambar 4.6.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model U-Net.

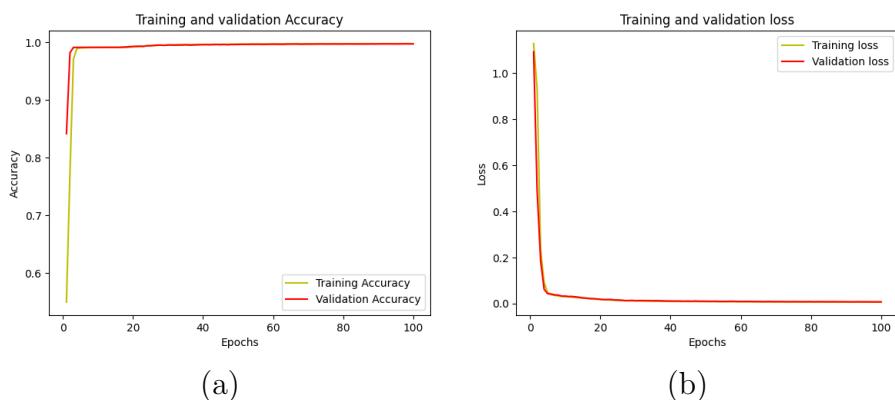
#### 4. Filter *denoising mean*

Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui tahap reduksi *noise* dengan menggunakan filter *mean* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 98,374%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0305; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 71,476%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8570; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,72. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui reduksi *noise* menggunakan filter *mean* dapat dilihat Gambar 4.7 bagian a dan b.



**Gambar 4.7.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang menggunakan filter *mean*

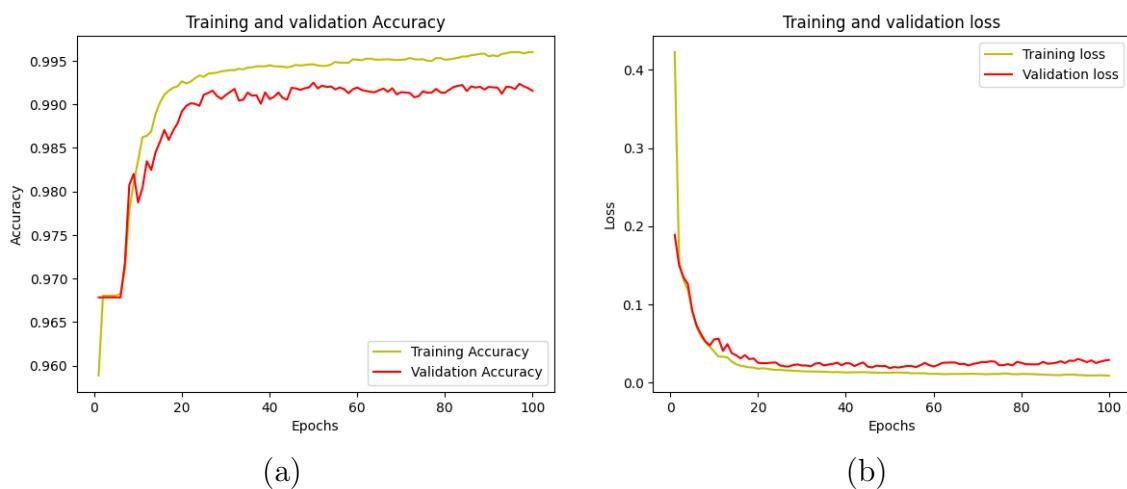
Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7170%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0068; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8147; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8925; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 5,2611. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* menggunakan model segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.8.



**Gambar 4.8.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* menggunakan model U-Net.

## 5. Filter *denoising bilateral*

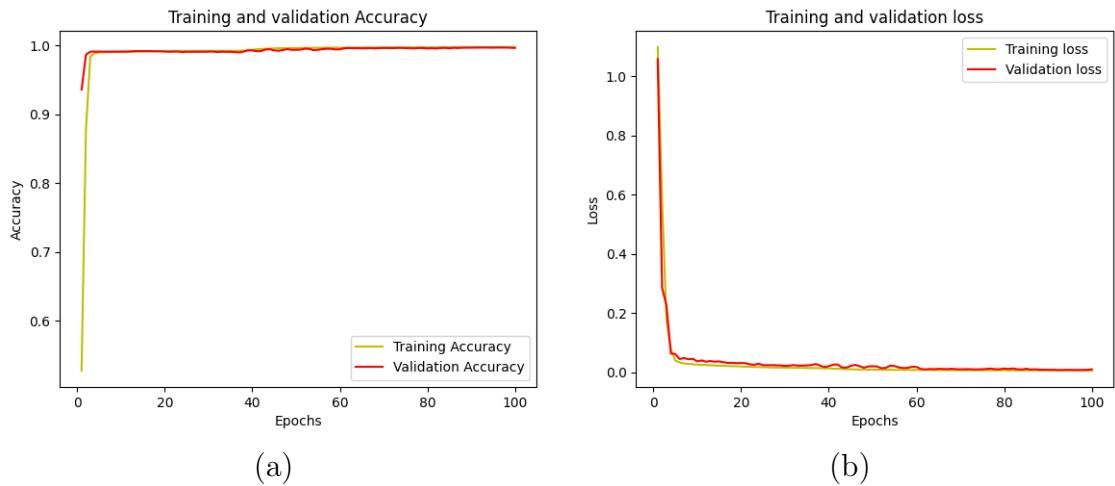
Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui tahap reduksi *noise* dengan menggunakan filter *bilateral* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 98,378%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0267; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 72,327%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8589; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,58. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui reduksi *noise* menggunakan filter *bilateral* dapat dilihat pada Gambar 4.9 bagian a dan b.



**Gambar 4.9.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang menggunakan filter *bilateral*

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7318%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0066; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8070; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8872; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 6,6663. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model

segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.10.

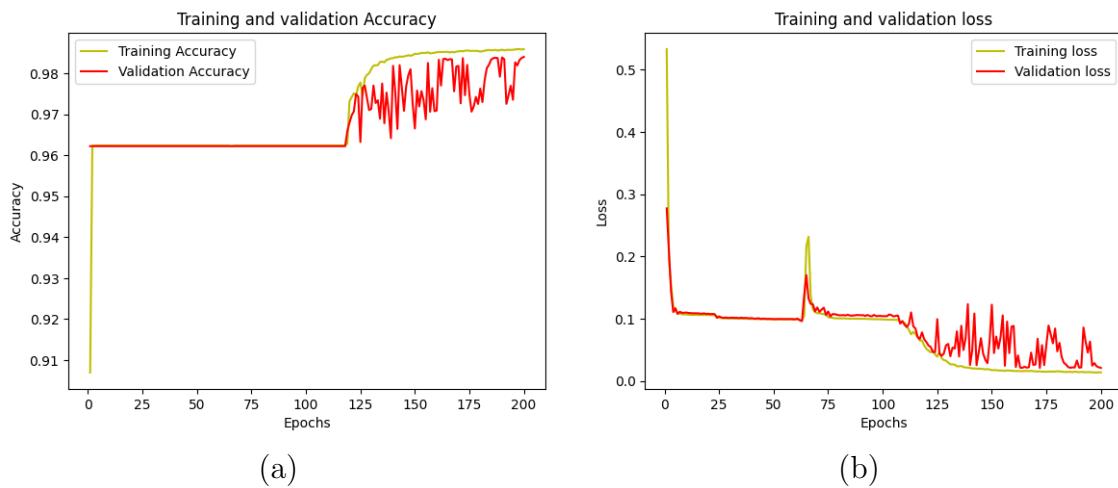


**Gambar 4.10.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model U-Net.

## 6. Filter *denoising non local means*

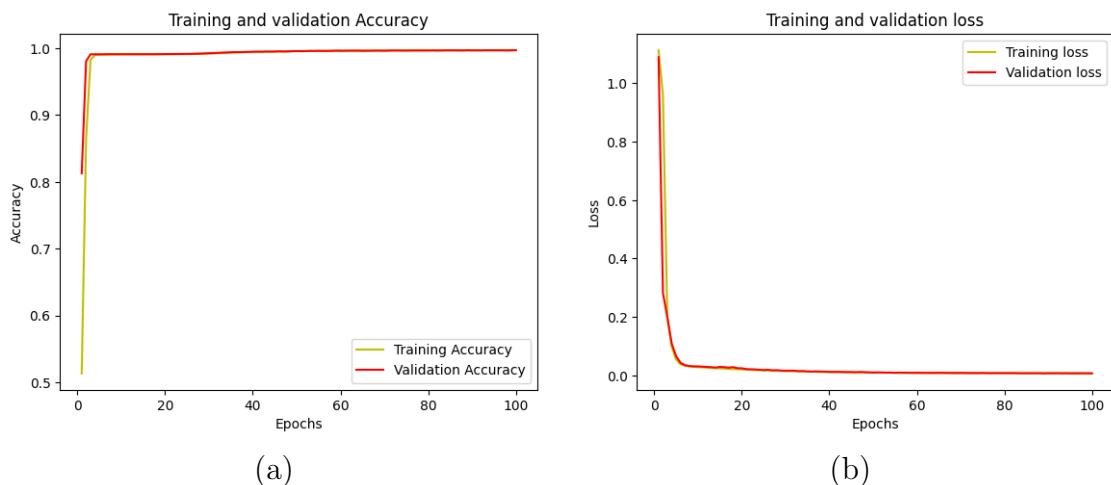
Hasil *training* model U-Net menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui tahap reduksi *noise* dengan menggunakan filter *non local means* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 98,381%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0272; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 71,345%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8599; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,73. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang telah melalui reduksi *noise* menggunakan filter *non local means* dapat dilihat pada Gambar 4.11 bagian a dan b.

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model segmentasi U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,6598%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0082; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,7819; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8697; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 4,0778. Adapun grafik



**Gambar 4.11.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model U-Net yang menggunakan filter *non local means*

nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model segmentasi U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.12.

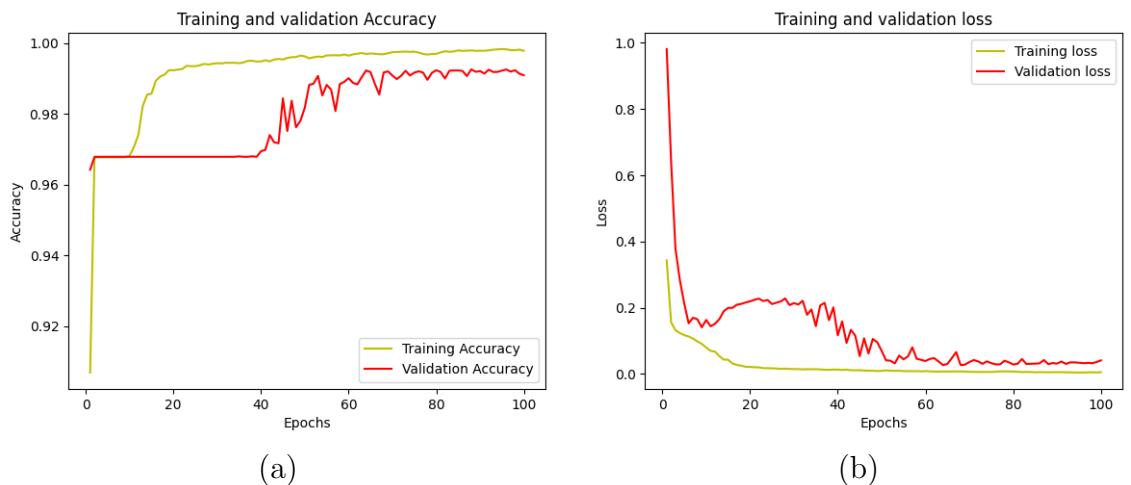


**Gambar 4.12.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model U-Net.

#### 4.1.2.2 Training Model U-Net dengan *Encoder Pre-trained VGG16*

1. Citra 2D tanpa diberi filter *denoising*

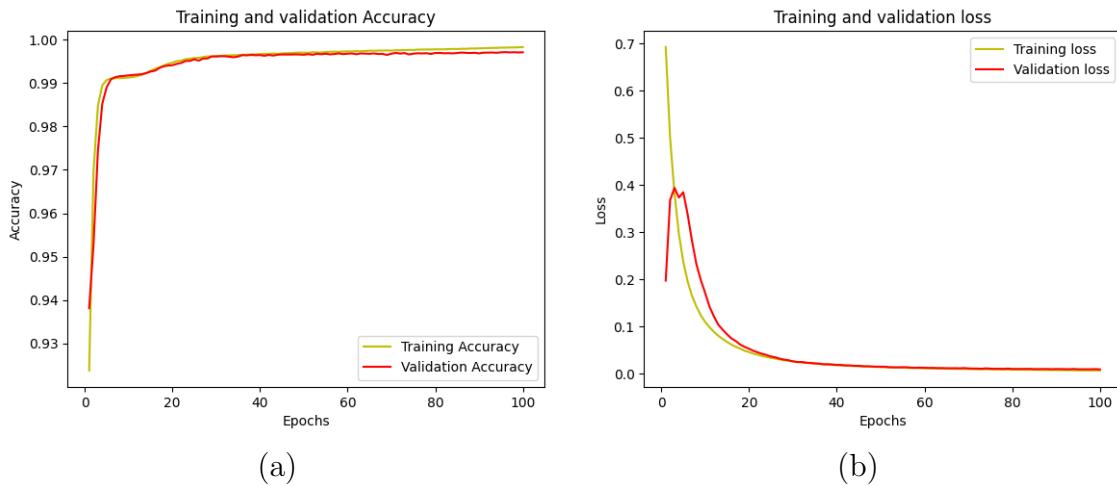
Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang tidak melalui tahap reduksi *noise* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,188%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0358; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 87,086%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8677; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,11. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang tidak melalui tahap reduksi *noise* dapat dilihat pada Gambar 4.13 bagian a dan b.



**Gambar 4.13.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UNet yang tidak menggunakan filter reduksi *noise*

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7591%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0103; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8302; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,9028; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 2,0790. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan *pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat dilihat

pada Gambar 4.14.

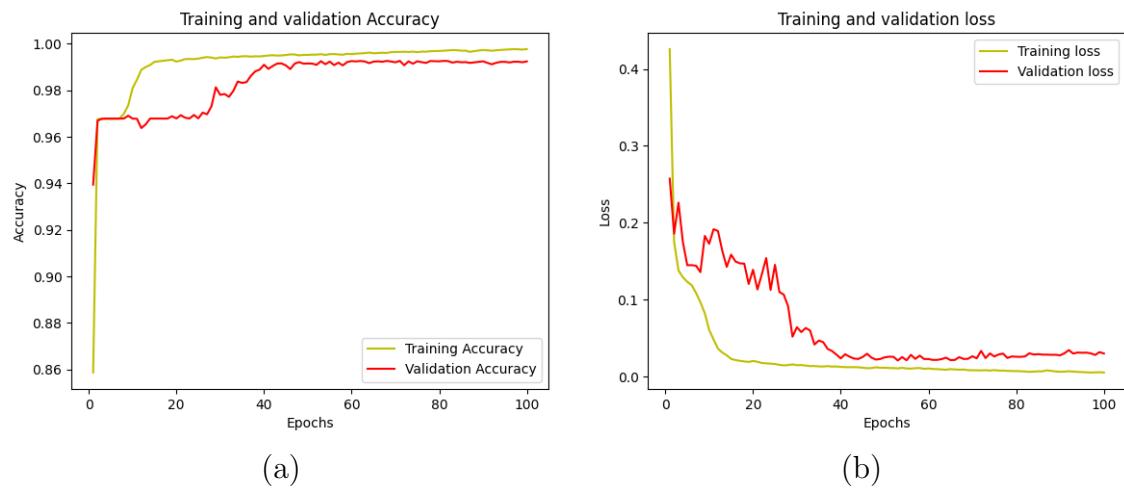


**Gambar 4.14.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang tidak melalui tahap reduksi *noise* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

## 2. Filter *denoising gaussian*

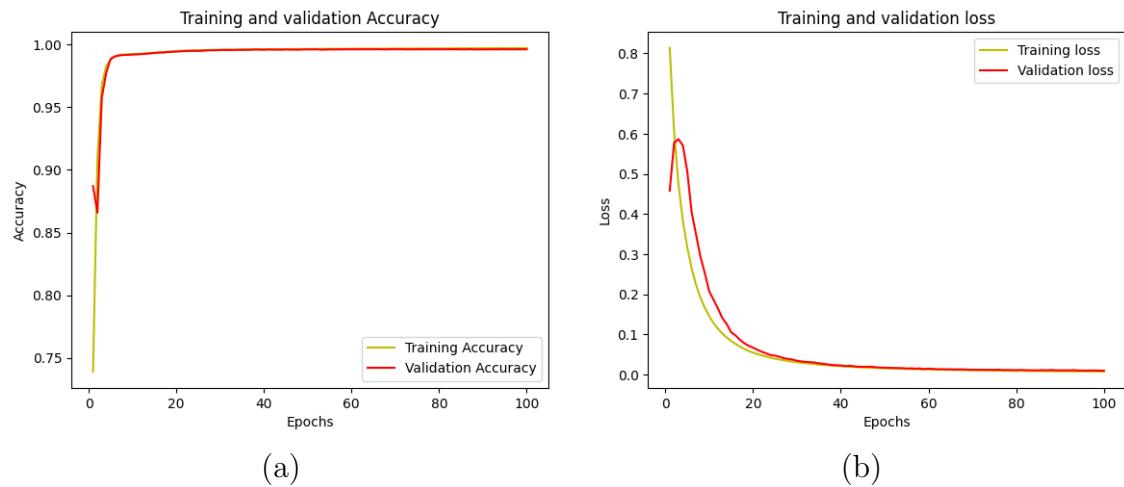
Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,222%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0284; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 88,298%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8784; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,07. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* dapat dilihat pada Gambar 4.15 bagian a dan b.

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7489%; (2) nilai *loss* sebesar 0,00947; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8267; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,9004; serta



**Gambar 4.15.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UNet yang menggunakan filter *gaussian*

(5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 1,9526. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.16.

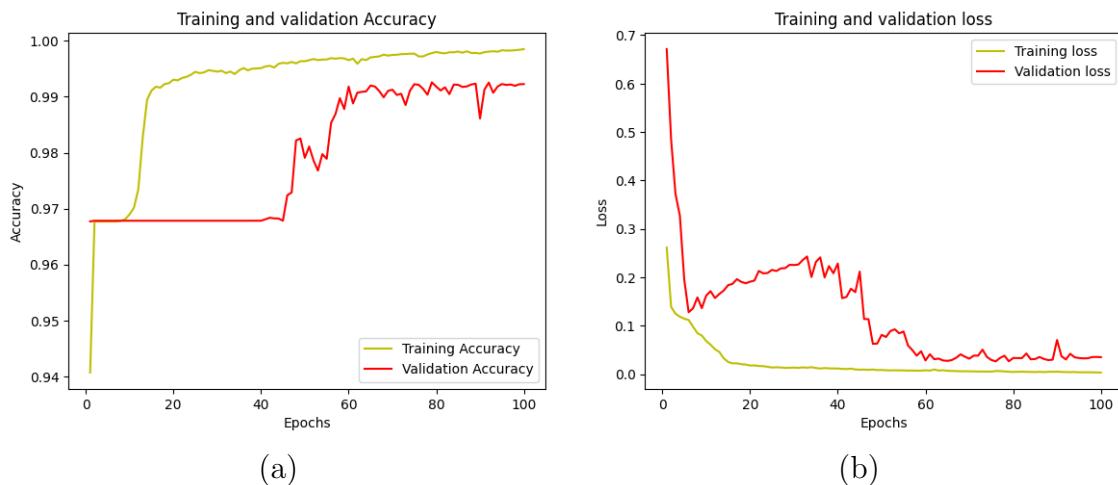


**Gambar 4.16.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising gaussian* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

### 3. Filter *denoising median*

Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya*

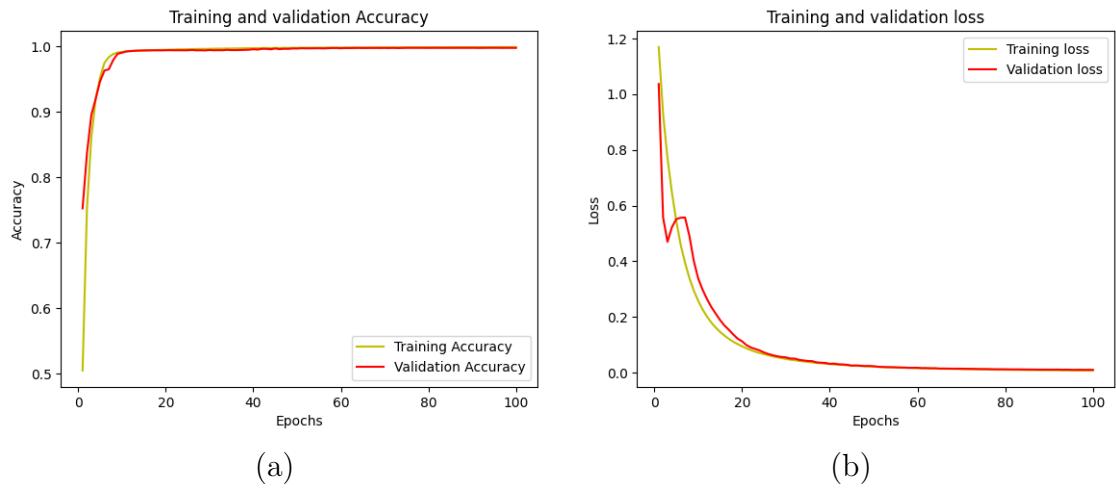
menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *median* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,204%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0353; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 86,624%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8720; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,12. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *median* dapat dilihat pada Gambar 4.17 bagian a dan b.



**Gambar 4.17.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UUnet yang menggunakan filter *median*

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7512%; (2) nilai *loss* sebesar 0,00953; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8336; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,9049; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 2,0071. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat

dilihat pada Gambar 4.18.

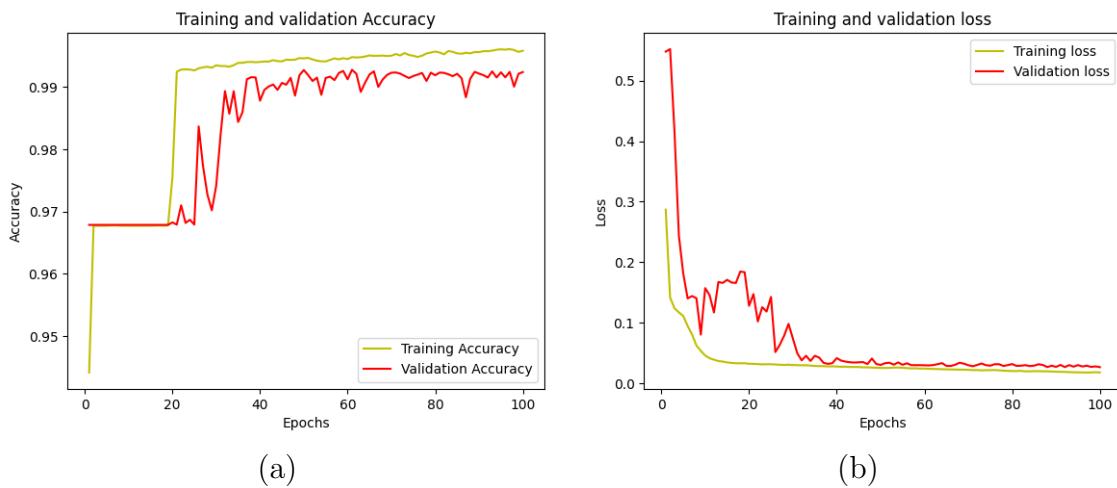


**Gambar 4.18.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

#### 4. Filter *denoising mean*

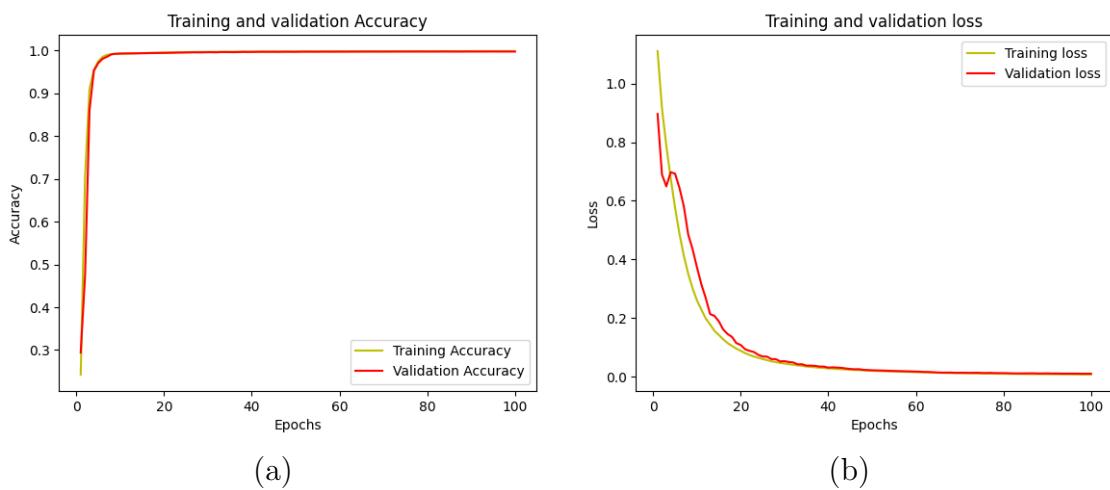
Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *mean* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,218%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0256; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 88,088%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8764; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,48. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *mean* dapat dilihat pada Gambar 4.19 bagian a dan b.

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7480%; (2) nilai *loss* sebesar 0,00950; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,8248; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8992;



**Gambar 4.19.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UNet yang menggunakan filter *mean*

serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 2,1718. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.20.

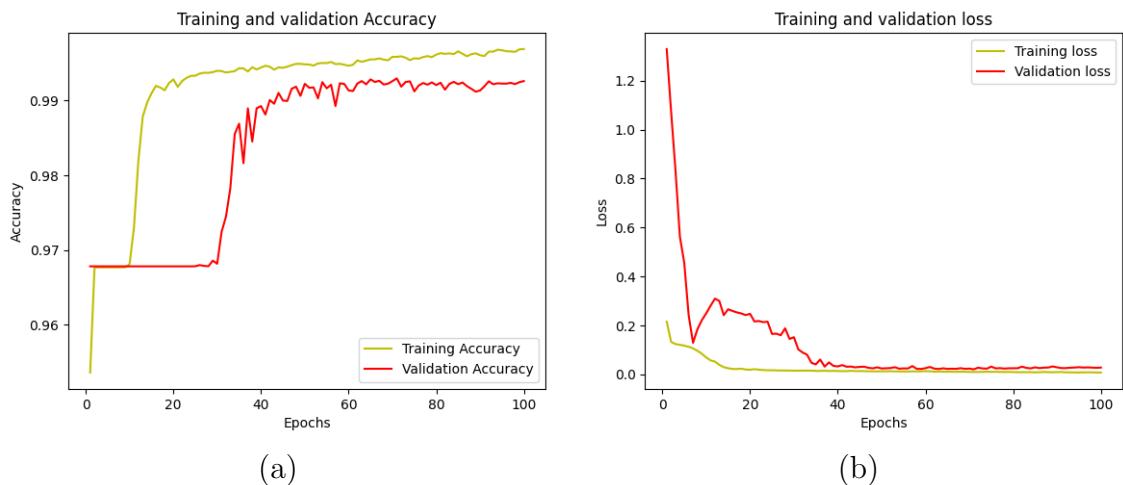


**Gambar 4.20.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising mean* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

## 5. Filter *denoising bilateral*

Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya*

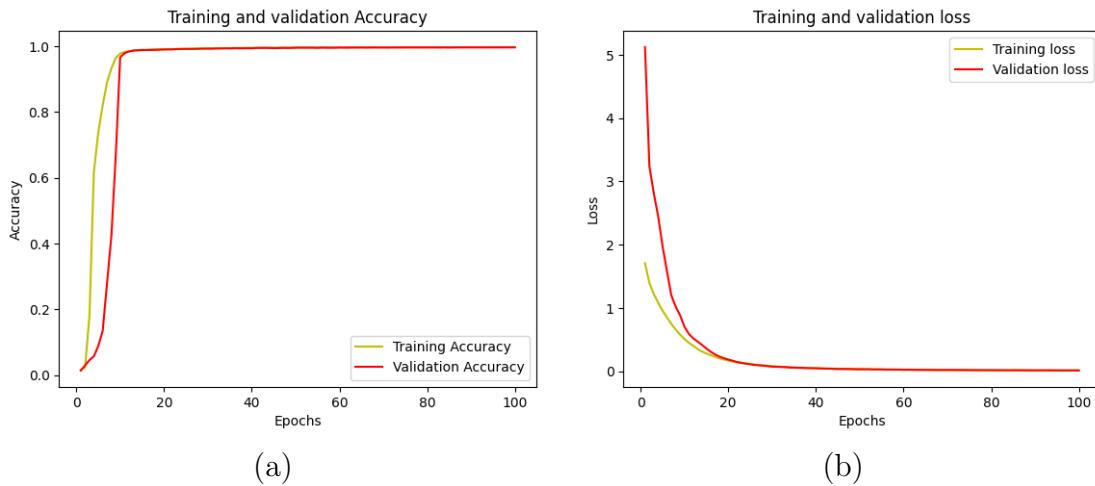
menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *bilateral* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,206%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0267; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 86,750%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8749; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,33. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *bilateral* dapat dilihat pada Gambar 4.21 bagian a dan b.



**Gambar 4.21.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UNet yang menggunakan filter *bilateral*

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,7051%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0115; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,7518; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8311; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 2,5885. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net

dapat dilihat pada Gambar 4.22.

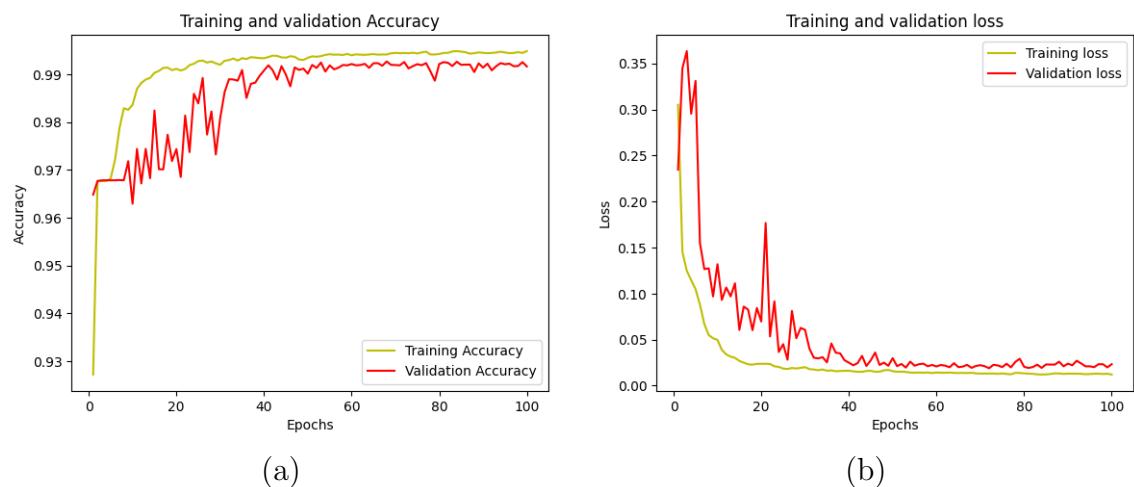


**Gambar 4.22.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising bilateral* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

## 6. Filter *denoising non local means*

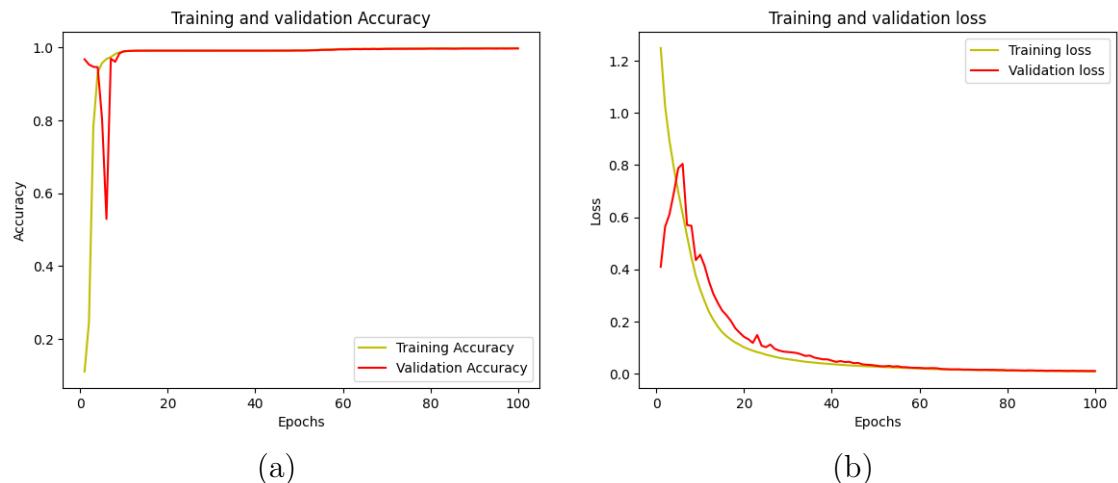
Hasil *training* model U-Net yang telah dimodifikasi bagian *encodernya* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dengan menggunakan citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *non local means* diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,098%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0265; (3) persentase nilai *mean IoU* sebesar 85,516%; (4) nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8520; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,49. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari 5 pasien penderita DVT yang melalui tahap reduksi *noise* menggunakan filter *non local means* dapat dilihat pada Gambar 4.23 bagian a dan b.

Hasil *training* data 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net diperoleh sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,6047%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0118; (3) nilai *mean IoU* sebesar 0,6944; (4) nilai *mean dice coefficient*



**Gambar 4.23.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi model *pre-trained* VGG16-UNet yang menggunakan filter *non local means*

sebesar 0,7865; serta (5) nilai *mean hausdorff distance* sebesar 6,6529. Adapun grafik nilai *accuracy* dan nilai *loss* pada proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model *model pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.24.



**Gambar 4.24.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 2D citra *ultrasound thrombus* dari hasil citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising non local means* menggunakan model *pre-trained* VGG16 dan U-Net.

#### 4.1.3 Hasil Performa Segmentasi Citra 2D Thrombus

Berdasarkan hasil pelatihan (*training*), data citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui tahap reduksi *noise* dengan filter *gaussian* serta data citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana tanpa melalui tahapan reduksi *noise* yang dilatih menggunakan model segmentasi U-Net standar secara keseluruhan memberikan performa terbaik dari filter *denoising* yang lain apabila dilihat melalui 5 metrik evaluasi yaitu *accuracy*, *loss*, IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*. Apabila dilihat dari segi *accuracy*, citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT yang direduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang masing - masing mendapat nilai *accuracy* tertinggi yaitu 99,166% dan 99,7392%. Kemudian, model U-Net standar yang dikembangkan dari proses *training* citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT tanpa reduksi *noise* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana tanpa melalui tahapan reduksi *noise* masing - masing mendapat nilai *loss* terendah sebesar 0,0257 dan 0,0065.

Sementara itu, terdapat 3 metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara citra prediksi hasil segmentasi menggunakan model U-Net standar dengan *groundtruth* dari kedua citra 2D tersebut, yaitu IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*. Adapun nilai *mean IoU* tertinggi diperoleh oleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui tahap reduksi *noise* dengan filter *gaussian* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana tanpa melalui tahapan reduksi *noise* masing - masing sebesar 0,7709 dan 0,8174. Kemudian nilai *dice coefficient* tertinggi diperoleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui tahap reduksi *noise* dengan filter *gaussian* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom*

balon panjang dimana sebelumnya telah melalui tahap reduksi *noise* dengan filter *mean* masing - masing sebesar 0,8606 dan 0,8925. Sementara itu, nilai *hausdorff distance* terendah diperoleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui tahap reduksi *noise* dengan filter *gaussian* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana tanpa melalui tahapan reduksi *noise* masing - masing sebesar 3,44 dan 3,1244.

Berdasarkan hasil pelatihan (*training*), citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui reduksi noise dengan filter *gaussian* serta citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana melalui tahapan reduksi *noise* menggunakan filter median yang masing - masing dilatih menggunakan model segmentasi U-Net yang dimodifikasi *encodernya* dengan *pre-trained* VGG16 secara keseluruhan memberikan performa terbaik dari filter *denoising* yang lain. Apabila dilihat dari segi *accuracy*, citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT yang melalui tahapan reduksi *noise* dengan filter *gaussian* dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang yang tidak melalui tahapan reduksi *noise* mendapat nilai *accuracy* tertinggi daripada filter *denoising* yang lain masing - masing sebesar 99,166% dan 99,7591%. Kemudian nilai *loss* terendah diperoleh oleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui reduksi noise dengan filter *mean* dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana melalui tahapan reduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* masing - masing sebesar 0,0256 dan 0,00947.

Kemudian apabila dilihat dari segi 3 metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara citra prediksi hasil segmentasi menggunakan model U-Net yang dimodifikasi *encodernya* menggunakan *pre-trained* VGG16 dengan *groundtruth* dari kedua citra 2D tersebut yaitu IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*. Nilai *mean IoU* tertinggi diperoleh oleh

citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui reduksi noise dengan filter *gaussian* dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana melalui tahapan reduksi *noise* menggunakan filter *median* dimana masing - masing mendapatkan nilai sebesar 0,8830 dan 0,8336. Kemudian nilai *mean dice coefficient* tertinggi diperoleh oleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui reduksi noise dengan filter *gaussian* dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana melalui tahapan reduksi *noise* menggunakan filter *median* dengan masing - masing mendapat nilai sebesar 0,8784 dan 0,9049. Sementara itu nilai *hausdorff distance* terendah diperoleh oleh citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dimana sebelumnya telah melalui reduksi noise dengan filter *gaussian* dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang dimana melalui tahapan reduksi *noise* menggunakan filter *gaussian* dengan masing - masing sebesar 3,07 dan 1,9526. Hasil performa kedua model segmentasi tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Berdasarkan Tabel 4.1, secara keseluruhan apabila dilihat dari metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara citra prediksi hasil segmentasi dan *groundtruth*, Citra 2D dari hasil segmentasi menggunakan model U-Net dengan *pre-trained* VGG16 memperoleh hasil terbaik daripada citra 2D dari hasil segmentasi menggunakan model U-Net standar. Kemudian filter *gaussian* dan *median* menjadi filter reduksi *noise* terbaik pada segmentasi citra 2D *ultrasound thrombus* pasien DVT dan citra 2D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah hasil *slice* citra 3D hasil rekonstruksi *phantom* balon panjang.

Pada pengujian segmentasi area *thrombus* pada citra 2D *ultrasound* penderita DVT menggunakan 5 data citra 2D USG yang telah diberi filter *denoising gaussian*. Kelima data tersebut tidak berasal dari data *train* dan data *validation* yang digunakan dalam proses *training*. Hasil perbandingan

**Tabel 4.1.** Performa Segmentasi 2D Citra Ultrasound Pembuluh Darah Dan Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net Standar dan U-Net dengan Pre-trained VGG16

Model Segmentasi 2D	Filter Denoising	Dataset	Accuracy	Loss	Mean IoU	Mean Dice Coefficient	Mean Hausdorff Distance
U-Net	Tanpa Filter	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,021%	<b>0,0257</b>	0,7268	0,8243	4,12
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	<b>99,7392%</b>	<b>0,0065</b>	<b>0,8174</b>	0,8923	<b>3,1244</b>
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Gaussian	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,188%	0,0358	0,8709	0,8677	3,11
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	<b>99,7591%</b>	0,0103	0,8302	0,9028	2,0790
U-Net	Median	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	<b>99,166%</b>	0,0269	<b>0,7709</b>	<b>0,8606</b>	<b>3,44</b>
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,6930%	0,0074	0,7965	0,8797	5,0884
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Mean	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	<b>99,222%</b>	0,0284	<b>0,8830</b>	<b>0,8784</b>	<b>3,07</b>
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7489%	<b>0,00947</b>	0,8267	0,9004	<b>1,9526</b>
U-Net	Bilateral	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,131%	0,0328	0,7572	0,8456	3,65
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7301%	0,0067	0,8023	0,8839	5,0625
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Non Local Means	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,204%	0,0353	0,8662	0,8720	3,12
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7512%	0,00953	<b>0,8336</b>	<b>0,9049</b>	2,0071
U-Net	Mean	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	98,374%	0,0305	0,7148	0,8570	3,72
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7170%	0,0068	0,8147 <sup>t</sup>	<b>0,8925</b>	5,2611
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Bilateral	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,218%	<b>0,0256</b>	0,8809	0,8764	3,48
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7480%	0,0095	0,8248	0,8992	2,1718
U-Net	Non Local Means	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	98,378%	0,0267	0,7233	0,8589	3,58
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7318%	0,0066	0,8070	0,8872	6,6663
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Non Local Means	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,206%	0,0267	0,8675	0,8749	3,33
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,7051%	0,0115	0,7518	0,8311	2,5885
U-Net	Non Local Means	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	98,381%	0,0272	0,7134	0,8599	3,73
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,6598%	0,0082	0,7819	0,8697	4,0778
U-Net dengan Pre-trained VGG16	Non Local Means	Citra 2D ultrasound thrombus pasien DVT	99,098%	0,0265	0,8552	0,8520	3,49
		Citra 2D ultrasound thrombus dan pembuluh darah hasil slice data citra 3D rekonstruksi	99,6047%	0,0118	0,6499	0,7865	6,6529

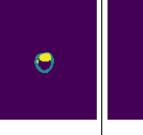
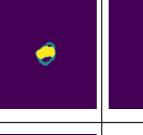
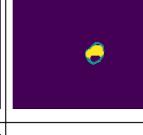
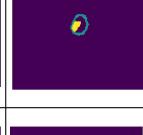
segmentasi area *thrombus* dari 2 model U-Net yang telah direduksi *noise* dengan filter *gaussian* dapat dilihat pada Gambar 4.25.

Pengujian Citra	Citra Input	Hasil Segmentasi	
		U-Net	Pre-trained VGG16 dan U-Net
Data test 1			
Data test 2			
Data test 3			
Data test 4			
Data test 5			

**Gambar 4.25.** Perbandingan Hasil Segmentasi Citra 2D *Ultrasound* Penderita DVT

Kemudian, pengujian segmentasi area gumpalan darah *thrombus* pada data 2D citra *ultrasound* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi *phantom* balon panjang menggunakan 5 data citra 2D *ultrasound* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi *phantom* balon panjang yang telah diberi filter *denoising median*. Kelima data tersebut tidak berasal dari data *train* dan data *validation* yang digunakan dalam proses *training*. Hasil perbandingan segmentasi area *thrombus* pada citra 2D *ultrasound* dari hasil *slice* citra 3D rekonstruksi yang diberi filter *denoising median* menggunakan model U-Net standar dan model

*pre-trained* VGG16 dan U-Net dapat dilihat pada Gambar 4.26. Adapun area prediksi *thrombus* berwarna kuning, sedangkan area prediksi pembuluh darah berwarna biru.

Pengujian Citra	Citra Input	Hasil Segmentasi	
		U-Net	Pre-trained VGG16 dan U-Net
Data test 1			
Data test 2			
Data test 3			
Data test 4			
Data test 5			

**Gambar 4.26.** Perbandingan Hasil Segmentasi

## 4.2 Segmentasi Tiga Dimensi

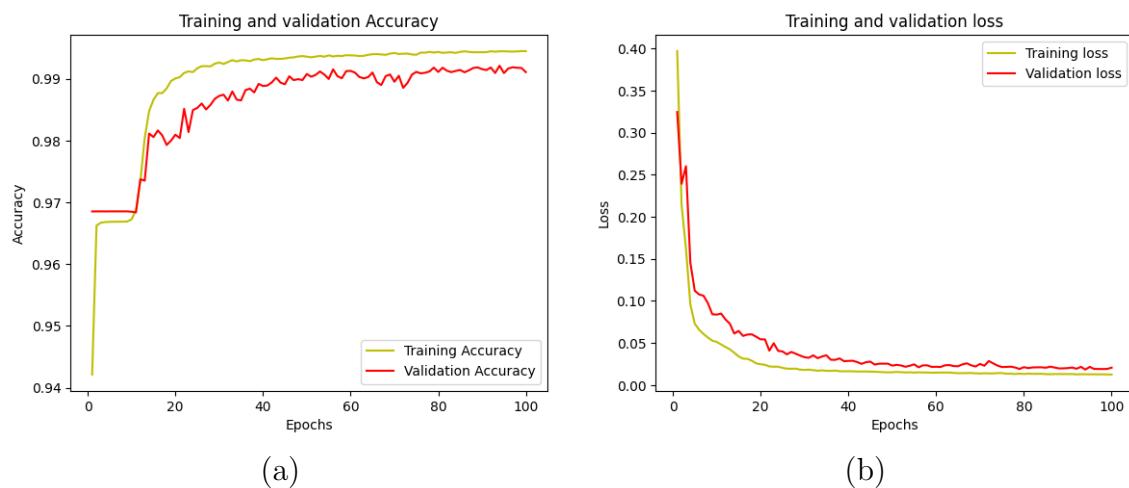
### 4.2.1 Persiapan Pengujian

Pengujian segmentasi 3D pada penelitian ini menggunakan data 3D citra *ultrasound* pembuluh darah dan gumpalan darah (*thrombus*) yang telah direkonstruksi dengan jumlah 4 citra. Sebelum melakukan tahap pelatihan (*training*), citra 3D disamakan ukurannya menjadi 128x128X128. Adapun konfigurasi pengujian pada proses *training* menggunakan model segmentasi

3D menggunakan bahasa pemrograman Python versi 3 yang dijalankan melalui *platform Google Colab*, *batch size* didefinisikan sebesar 2, *epoch* 100, inialisasi *optimizer* menggunakan *Adam* dengan *learning rate* sebesar 0,001, inialisasi *loss* menggunakan *binary crossentropy* dan aktivasi layer pada model menggunakan *softmax*. Adapun hasil segmentasi akan dievaluasi berdasarkan 5 metrik evaluasi yaitu, *accuracy*, *loss*, IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*.

#### 4.2.2 *Training Data 3D Citra Ultrasound Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net 3D*

Hasil *training* data 3D citra *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* menggunakan model segmentasi U-Net 3D diperoleh hasil sebagai berikut, (1) persentase nilai *accuracy* sebesar 99,1078%; (2) nilai *loss* sebesar 0,0208; (3) nilai mean IoU sebesar 0,8105; (4) nilai *dice coefficient* sebesar 0,8953; dan (5) nilai *hausdorff distance* sebesar .Adapun grafik nilai *accuracy* dan *loss* pada proses *training* citra 3D *ultrasound* pembuluh darah dan *thrombus* menggunakan model U-Net 3D dapat dilihat pada Gambar 4.27.



**Gambar 4.27.** Nilai (a) akurasi dan (b) *loss* segmentasi 3D citra *ultrasound thrombus* menggunakan model U-Net 3D.

#### 4.2.3 Hasil Performa Segmentasi Citra 3D Thrombus

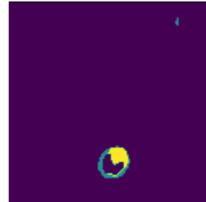
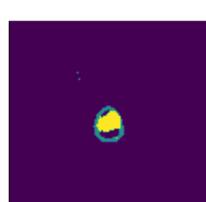
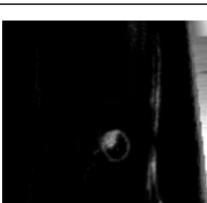
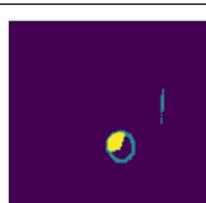
Berdasarkan hasil pelatihan (*training*), Model U-Net 3D memberikan performa terbaik dalam hal *accuracy* dengan nilai . Hal itu menunjukkan bahwa model U-Net 3D tersebut bisa dengan tepat menentukan piksel mana yang menampilkan gumpalan darah *thrombus* dan piksel mana yang tidak. Kemudian model yang dikembangkan dari proses *training* mendapat nilai *loss* sebesar. Hal itu menunjukkan bahwa model segmentasi U-Net 3D dari segi jumlah kesalahan prediksi, model tersebut bekerja paling efektif. Sementara itu terdapat 3 metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara citra prediksi hasil segmentasi dengan *groundtruth* dari citra 3D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah yang telah direkonstruksi yaitu IoU, *dice coefficient*, dan *hausdorff distance*. Adapun nilai IoU yang diperoleh sebesar 0,8105. Nilai *dice coefficient* sebesar 0,8953. Dan Nilai *hausdorff distance* sebesar 3,25. Hal ini menunjukkan model segmentasi U-Net 3D mampu menghasilkan hasil segmentasi citra prediksi dengan bentuk yang paling dekat dengan bentuk *groundtruth* citra aslinya. Adapun hasil performa segmentasi data 3D *ultrasound thrombus* dan pembuluh darah menggunakan model segmentasi U-Net 3D dapat dilihat pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2.** Performa Segmentasi 3D Citra Ultrasound Pembuluh Darah Dan Thrombus Menggunakan Model Segmentasi U-Net 3D

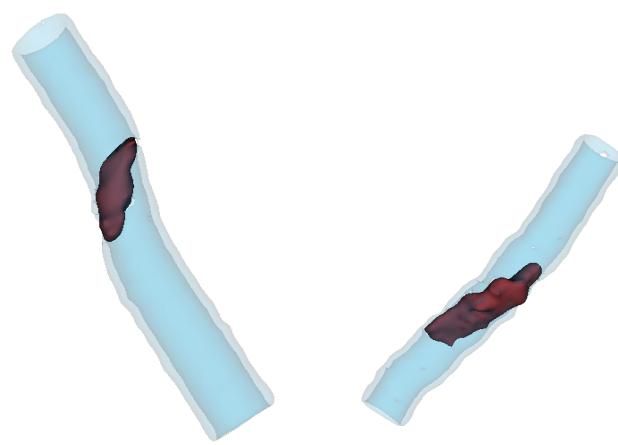
Model Segmentasi	Accuracy	Loss	Mean IoU	Mean Dice Coefficient	Mean Hausdorff Distance
U-Net 3D	99,1078%	0,0208	0,8105	0,8953	3,25

Pada pengujian segmentasi 3D area *thrombus* akan menggunakan 4 data citra 3D USG. Adapun hasil perbandingan segmentasi 3D area *thrombus* dapat dilihat pada Gambar 4.28. Diketahui area *thrombus* berwarna kuning dan area pembuluh darah berwarna biru. Kemudian hasil pengujian performa segmentasi menggunakan model U-Net 3D divisualisasikan dalam bentuk 3D menggunakan perangkat lunak *3D slicer*. Hasil visualisasi 3D hasil segmentasi menggunakan model u-Net 3D dapat dilihat pada Gambar 4.29. Dalam visualisasi 3D tersebut, diketahui *thrombus* ditandai dengan warna merah

sedangkan pembuluh darah ditandai dengan warna biru.

Pengujian Citra	Citra Input	Hasil Segmentasi 3D
		U-Net 3D
Data test 1		
Data test 2		
Data test 3		
Data test 4		

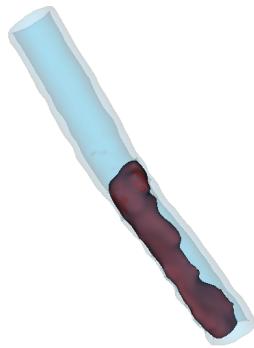
**Gambar 4.28.** Perbandingan Hasil Segmentasi



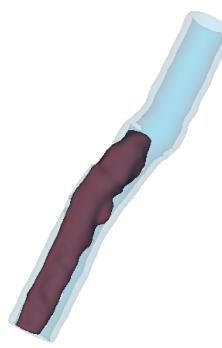
(a)



(b)



(c)



(d)

**Gambar 4.29.** Visualisasi hasil segmentasi 3D menggunakan model U-Net 3D. (a) Data test 1. (b) Data test 2. (c) Data test 3. (4) Data test 4.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB 5

# PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Segmentasi gumpalan darah vena pada citra *ultrasound* menggunakan U-Net mempunyai input berupa citra *ultrasound* gumpalan darah (*thrombus*) dan pembuluh darah dan output berupa visualisasi hasil segmentasi2D dan 3D. Pengujian dala penelitian ini terbagi menjadi 2 yaitu pengujian pada segmentasi 2D dan 3D. Berdasarkan hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa penggunaan *encoder pre-trained* VGG16 pada model U-Net pada segmentasi 2D dapat meningkatkan kinerja model untuk segmentasi area *thrombus*. Dari hasil perbandingan segmentasi dari 2 model tersebut, model *pre-trained* VGG16 dan U-Net memiliki kualitas nilai validasi yang tinggi dibandingkan dengan model U-Net standar dengan nilai *mean IoU* sebesar 88,298%, nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8784 dan nilai *mean hausdorff distance* sebesar 3,07. Penerapan peningkatan kualitas citra dengan filter gaussian dan filter median memberikan pengaruh dalam peningkatan performa segmentasi 2D. Pada segmentasi 3D, model U-Net 3D mampu melakukan segmentasi area mana yang termasuk *thrombus* dan mana bagian yang bukan area *thrombus* secara baik dengan memperoleh nilai akurasi sebesar 99,1078%, nilai *loss* sebesar 0,0208, nilai *mean IoU* sebesar 0,8105, dan nilai *mean dice coefficient* sebesar 0,8953, dan *mean hausdorff distance* sebesar 3,25. Berdasarkan hal tersebut metode segmentasi U-Net 3D dapat digunakan untuk segmentasi area *thrombus* pada pembuluh darah vena pada citra *ultrasound* dan memvisualisasikannya dalam ruang tiga dimensi.

## **5.2 Saran**

Dalam melakukan penelitian segmentasi gumpalan darah vena pada citra *ultrasound* menggunakan model segmentasi U-Net terdapat hal - hal yang masih perlu dilakukan untuk penelitian selanjutnya. Rencana penelitian selanjutnya yaitu pengembangan fitur estimasi volume metric gumpalan darah sebagai hasil final yang diharapkan pada penelitian ini, yang diharapkan dapat memudahkan tenaga medis untuk melakukan tindakan penyedotan gumpalan darah pada kasus DVT. Di samping itu, peningkatan fitur - fitur lain juga perlu dilakukan, termasuk memperbaiki proses kalibrasi dan meningkatkan optimasi rekonstruksi 3D.

## Daftar Pustaka

- [1] A. K. Hernanda, I. K. Eddy Purnama, E. Mulyanto Yuniarno, and J. Nugroho, “Semantic segmentation of venous on deep vein thrombosis (dvt) case using unet-resnet,” in *2022 10th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 2022, pp. 105–109.
- [2] I. M. Sunarya, “Rekonstruksi Tiga Dimensi Freehand Citra Ultrasound B-Mode Lumen Pembuluh Darah Arteri Karotis Menggunakan Template Matching Berbasis Fitur Elips,” Ph.D. dissertation, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, 2020.
- [3] M. Mojtahedi, M. Kappelhof, E. Ponomareva, M. Tolhuisen, I. Jansen, A. A. Bruggeman, B. G. Dutra, L. Yo, N. LeCouffe, J. W. Hoving *et al.*, “Fully automated thrombus segmentation on ct images of patients with acute ischemic stroke,” *Diagnostics*, vol. 12, no. 3, p. 698, 2022.
- [4] D. Ashorobi, M. A. Ameer, and R. Fernandez, “Thrombosis,” *StatPearls [Internet]*, 2022.
- [5] J. Stone, P. Hangge, H. Albadawi, A. Wallace, F. Shamoun, M. G. Knuttien, S. Naidu, and R. Oklu, “Deep vein thrombosis: pathogenesis, diagnosis, and medical management,” *Cardiovascular Diagnosis and Therapy*, vol. 7, no. Suppl 3, 2017. [Online]. Available: <https://cdt.amegroups.org/article/view/16872>
- [6] Mit engineers develop stickers that can see inside the body new stamp-sized ultrasound adhesives produce clear images of heart, lungs, and other internal organs. [Online]. Available: <https://news.mit.edu/2022/ultrasound-stickers-0728>
- [7] G. Cloutier, F. Destrempe, F. Yu, and A. Tang, “Quantitative ultrasound imaging of soft biological tissues: a primer for radiologists and medical physicists,” *Insights into Imaging*, vol. 12, pp. 1–20, 2021.
- [8] M. Purnomo and A. Muntasa, *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, 1st ed. Surabaya: Graha Ilmu, 2010.
- [9] A. Shah and A. Irshad, “Sonography doppler flow imaging instrumentation,” in *StatPearls [Internet]*. StatPearls Publishing, 2022.
- [10] M. N. Shodiq, E. M. Yuniarno, J. Nugroho, and I. K. E. Purnama, “Ultrasound image segmentation for deep vein thrombosis using unet-cnn based on denoising filter,” in *2022 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, 2022, pp. 1–6.

- [11] A. Sengur, U. Budak, Y. Akbulut, M. Karabatak, and E. Tanyildizi, “7 - a survey on neutrosophic medical image segmentation,” in *Neutrosophic Set in Medical Image Analysis*, Y. Guo and A. S. Ashour, Eds. Academic Press, 2019, pp. 145–165. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128181485000072>
- [12] T. Kurmann, P. Márquez-Neila, M. Allan, S. Wolf, and R. Sznitman, “Mask then classify: Multi-instance segmentation for surgical instruments,” *International journal of computer assisted radiology and surgery*, vol. 16, no. 7, pp. 1227–1236, 2021.
- [13] M. Jena, S. P. Mishra, and D. Mishra, “A survey on applications of machine learning techniques for medical image segmentation,” *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 4, pp. 4489–4495, 2018.
- [14] Convolutional neural networks, explained. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-explained-9cc5188c4939>
- [15] S. Sudha, K. B. Jayanthi, C. Rajasekaran, and T. Sunder, “Segmentation of roi in medical images using cnn- a comparative study,” in *TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 2019, pp. 767–771.
- [16] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18*. Springer, 2015, pp. 234–241.
- [17] M. Yang, Y. Zhang, H. Chen, W. Wang, H. Ni, X. Chen, Z. Li, and C. Mao, “Ax-unet: A deep learning framework for image segmentation to assist pancreatic tumor diagnosis,” *Frontiers in Oncology*, vol. 12, p. 894970, 2022.
- [18] B. Behboodi and H. Rivaz, “Ultrasound segmentation using u-net: learning from simulated data and testing on real data,” in *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, 2019, pp. 6628–6631.
- [19] H. Rezatofighi, N. Tsoi, J. Gwak, A. Sadeghian, I. Reid, and S. Savarese, “Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression,” in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2019, pp. 658–666.

# BIODATA PENULIS



## Identitas Diri

Nama : Ahmad Ramadhani  
Tempat Lahir : Blitar  
Tanggal Lahir : 20 Desember 1998  
Alamat : Jalan Klayatan 3 Gang Teratai No. 16C RT 05 RW 02, Kelurahan Bandungrejosari, Kecamatan Sukun, Kota Malang.  
Email : ahmadramadhani2098@gmail.com

## Riwayat Pendidikan

2022-Sekarang : Program Magister (S2), Bidang Jaringan Cerdas Multimedia (JCM), Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas, Institut Teknologi Sepuluh Nopember

2017-2021 : Program Sarjana (S1), Program Studi Pendidikan Teknik Informatika, Departemen Teknik Elektro dan Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Malang

## Daftar Publikasi

1. A. Ramadhani, I. K. Eddy Purnama, E. Mulyanto Yuniarno and J. Nugroho, "Thrombus Segmentation in Ultrasound Deep Vein Thrombosis (DVT) Images using VGG16 and UNet based on Denoising Filters," 2023 3rd International Biomedical Instrumentation and Technology Conference (IBITeC) 2023. Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
2. S. Batan, E. M. Yuniarno, M. H. Purnomo and A. Ramadhani, "Calorie Burn Estimator on Stationary Bike using Human Body Pose Detector," 2023 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), Surabaya, Indonesia, 2023, pp. 125-129, doi: 10.1109/ISITIA59021.2023.10221128.

- 
- 
3. I. K. Sari, H. A. Rosyid, T. Prianto, S. Sanjaya and A. Ramadhani, "Non-Intrusive Laboratory Attendance Confirmation via Object Detection using YOLO," 2021 7th International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE), Malang, Indonesia, 2021, pp. 426-430, doi: 10.1109/ICEEIE52663.2021.9616940.