

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

Putri Salsabila¹, Raihan Islamadina²

^{1,2}Pendidikan Teknologi Informasi, Fakultas Tarbiyah dan Keguruan, Universitas Islam Negeri Ar-Raniry, Jl. Syeikh Abdur Rauf Darussalam, Banda Aceh 23111, Indonesia
E-mail: 220212054@student.ar-raniry.ac.id

Abstract

Fetal Head Circumference (HC) measurement using Ultrasound (USG) imagery is a crucial biometric parameter for estimating gestational age and monitoring fetal growth rate. However, automated interpretation is often hindered by speckle noise, low contrast, and blurred object boundaries inherent in USG images. This study aims to optimize the performance of a U-Net architecture with backbone ResNet-34 for fetal head segmentation through image preprocessing and data augmentation techniques. The proposed method integrates Anisotropic Diffusion filter for noise reduction and CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) to enhance boundary features, alongside geometric augmentations (rotation, flip) and median blur. The model was trained on 799 training images and validation with 80:20 ratio and 200 test images from a public dataset. Results indicate that the proposed preprocessing significantly improves segmentation performance compared to the baseline. The Intersection over Union (IoU) score increased from 0.9440 to 0.9526, and the Dice Similarity Coefficient (DSC) get 0.9757. Although preprocessing visually intensified certain artifacts, it effectively enhanced feature distinctiveness for the model. Based on the segmentation output, biometric estimation was conducted using ellipse fitting. This study concludes that U-Net optimized with Anisotropic Diffusion filter and CLAHE preprocessing demonstrates reliability as an assistive tool for medical professionals, enabling faster biometric measurement while maintaining the necessity for clinical verification.

Keywords: *Deep Learning, U-Net, Fetal Head Circumference, Medical Image Segmentation, Biometric Measurement*

Abstrak

Pengukuran Lingkar Kepala atau *Head Circumference* (HC) janin melalui citra Ultrasonografi (USG) merupakan parameter biometrik krusial untuk mengestimasi usia kehamilan dan memantau laju pertumbuhan janin. Namun, interpretasi citra USG sering terkendala oleh karakteristik *speckle noise*, kontras rendah, dan batas tepi objek yang kabur, yang menyulitkan proses segmentasi otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja arsitektur U-Net dengan *backbone* ResNet-34 dalam menyegmentasi kepala janin melalui penerapan teknik *preprocessing* dan augmentasi data. Metode yang diusulkan mengintegrasikan filter *Anisotropic Diffusion* untuk mereduksi *noise* dan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) untuk mempertegas fitur batas objek, serta augmentasi geometri (rotasi, flip) dan *median blur*. Model dilatih menggunakan 799 data latih dan validasi dengan rasio 80:20 dan 200 data uji yang bersumber dari dataset publik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan *preprocessing* mampu meningkatkan akurasi segmentasi secara signifikan dibandingkan tanpa optimasi. Skor *Intersection*

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

over Union (IoU) meningkat dari 0.9440 menjadi 0.9526, dan *Dice Similarity Coefficient* (DSC) 0.9757. Meskipun visualisasi *preprocessing* mempertegas artefak tertentu, hal ini terbukti membantu model dalam membedakan *foreground* dan *background* dengan lebih baik. Berdasarkan hasil segmentasi, estimasi biometrik dilakukan menggunakan metode *ellipse fitting*. Penelitian ini menyimpulkan bahwa U-Net dengan optimasi *preprocessing Anisotropic Diffusion* dan CLAHE menunjukkan keandalan sebagai alat bantu bagi tenaga medis untuk mempercepat pengukuran biometrik dengan tetap memerlukan verifikasi klinis.

Kata Kunci: *Deep Learning, U-Net, Lingkaran Kepala Janin, Segmentasi Citra Medis, Pengukuran Biometrik*

1. Pendahuluan

Pengukuran lingkaran kepala janin (*Head Circumference*) dari citra Ultrasonografi (USG) merupakan bagian penting dalam menilai pertumbuhan dan usia kehamilan[1]. Dalam hal penggunaan USG, pengukuran lingkaran kepala janin secara manual oleh tenaga medis sangat bergantung pada pengalaman dan ketelitian operator, sehingga berisiko terjadi ketidakkonsistenan[2]. Tantangan ini menjadi semakin relevan ketika pemeriksaan dilakukan di fasilitas kesehatan primer. Contoh regulasi terkait dapat dilihat pada Peraturan Bupati Kubu Raya No. 41 Tahun 2020 Pasal 5 yang di mana aturan tersebut menegaskan bahwa interpretasi USG oleh bidan atau dokter umum di Puskesmas hanya berfungsi sebagai instrumen skrining awal (deteksi dini) risiko kesehatan ibu dan janin, bukan sebagai landasan diagnosis medis *obstetrigynecology* yang definitif[3]. Keterbatasan wewenang ini mengindikasikan adanya kebutuhan akan alat bantu yang dapat meningkatkan validitas pembacaan citra USG di tingkat pelayanan primer.

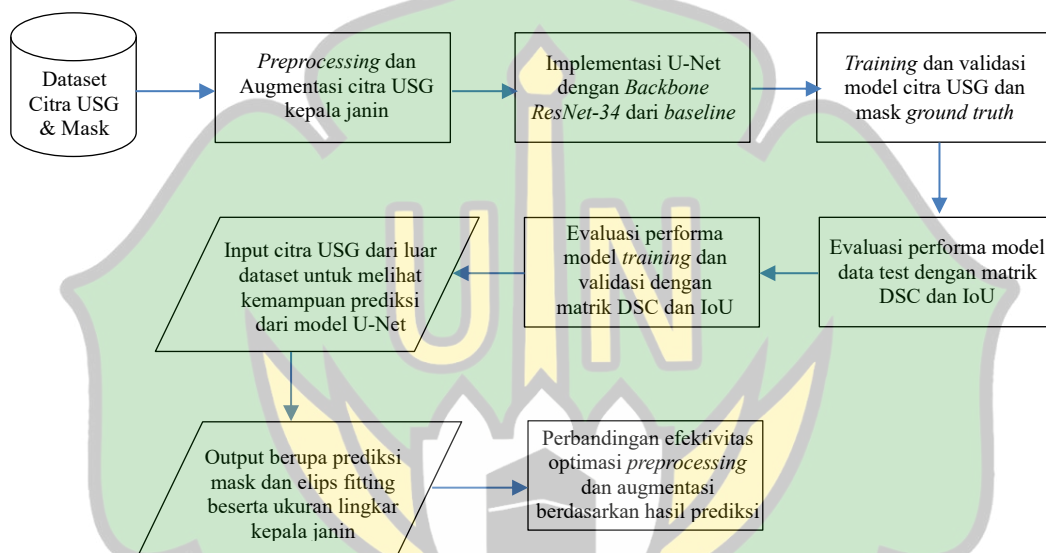
Seiring dengan kemajuan teknologi, pendekatan *deep learning* telah banyak diadopsi untuk mengatasi permasalahan subjektivitas dalam dunia pekerjaan salah satunya analisis citra medis. Namun, penerapan teknologi ini menuntut pemahaman teknis yang mendalam agar hasilnya optimal. Kendala dalam penerapan *deep learning* sering kali berakar pada kurangnya pemahaman teoritis, sementara penguasaan terhadap algoritma memegang peranan vital dalam keberhasilan sebuah proyek[4]. Hal ini mengindikasikan bahwa penggunaan arsitektur seperti U-Net tidak cukup hanya dengan penerapan standar, melainkan memerlukan optimasi pada tahapan *input data (preprocessing)* untuk meningkatkan kualitas *output*. Meskipun sistem ini dirancang untuk memiliki akurasi tinggi, posisinya dalam dunia medis tetaplah sebagai sistem pendukung keputusan membantu mempercepat proses, di mana validasi klinis dan keputusan akhir tetap berada sepenuhnya di bawah pengawasan tenaga ahli medis.

Adapun metode *deep learning* menawarkan potensi besar, penerapannya secara langsung pada citra USG janin menghadapi tantangan teknis yang signifikan. Citra USG secara alami memiliki karakteristik *speckle noise* yang tinggi, kontras yang rendah, serta batas tepi antar-jaringan yang sering kali kabur[5]. Kondisi ini menyulitkan algoritma komputasi untuk membedakan secara tegas antara objek kepala janin (*foreground*) dan latar belakang (*background*). Oleh karena itu, penelitian ini mencoba untuk mengoptimalkan kinerja model dengan pendekatan perbaikan kualitas citra input (*preprocessing*) yang lebih intensif dengan penggunaan teknik filter *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) dalam meningkatkan kejelasan fitur citra USG. Tujuan utamanya adalah mempertegas fitur-fitur visual pada citra agar lebih mudah dibaca dan diinterpretasikan oleh arsitektur U-Net. Dengan

kualitas *input* yang telah ditingkatkan, diharapkan model mampu memprediksi area kepala janin dengan presisi tinggi, sehingga proses perhitungan lingkaran kepala dapat dilakukan secara otomatis sebagai penunjang diagnosis medis.

2. Metode Penelitian

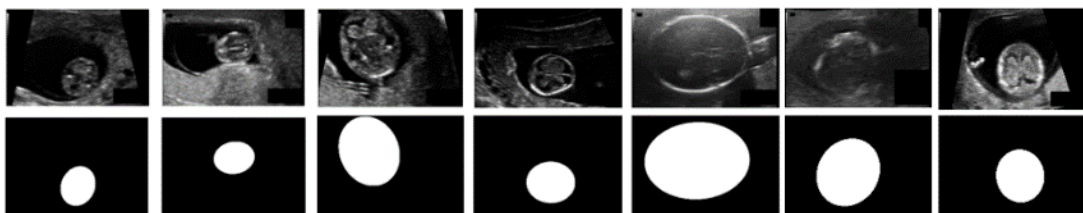
Jenis penelitian ini melibatkan pengolahan dan analisis numerik pada citra digital menggunakan algoritma metode segmentasi berbasis arsitektur U-Net dengan *backbone* ResNet-34. Hasil dari segmentasi dievaluasi dengan menggunakan matrik kuantitatif seperti *Dice Similarity Coefficient* (DSC) dan *Intersection over Union* (IoU), serta dilakukan pengukuran lingkaran kepala janin dengan satuan milimeter sebagai bagian dari analisis. Berikut adalah alur metode penelitian yang dilakukan oleh peneliti termuat dalam gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

2.1 Dataset Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan dataset berupa citra medis dari repositori terbuka *Kaggle*. Koleksi data tersebut memiliki label "*Fetal Head Segmentation*" dan tersedia untuk publik pada laman <https://www.kaggle.com/datasets/anuragrekk/fetal-head-segmentation>. Dataset ini terdiri dari citra USG janin dalam format PNG yang telah disertai dengan label kebenaran dasar (*ground truth*) berupa masker biner. Total dataset berjumlah 999 citra, yang telah dibagi menjadi dua folder yaitu 799 citra data pelatihan (*training set*) dan 200 citra sebagai data uji (*testing set*).



Gambar 2. Citra USG kepala janin beserta *ground truth* (*mask*)

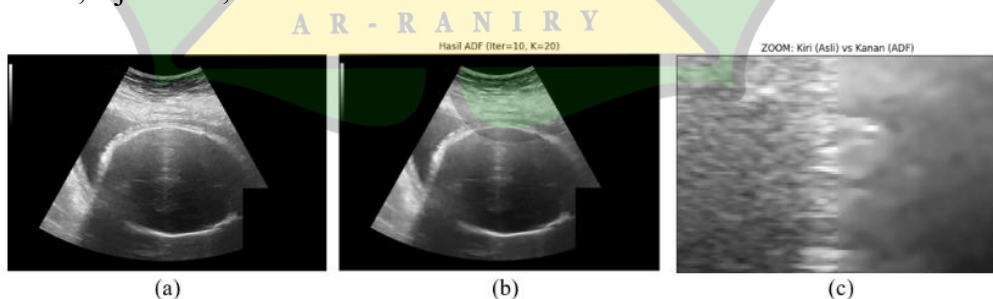
OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

Pembagian dataset folder yang berisi 799 citra *training set* dipartisi menggunakan metode *random stratified split*, dimana 80% data dialokasikan sebagai *training set* dan 20% sisanya digunakan untuk tahap *validation*.

2.2 Preprocessing Citra

Preprocessing atau pra-pemrosesan citra adalah tahapan awal yang krusial dalam pengolahan citra medis digital. Pada citra USG, *preprocessing* dilakukan untuk mengatasi karakteristik alami citra seperti *speckle noise* (bintik-bintik), kontras yang rendah, dan variabilitas ukuran[6]. *Preprocessing* yang perlu digunakan dalam mengolah citra digital yaitu *resize* citra, *ToTensor* dan *Normalize*. Pada penelitian ini menambahkan dua proses pengolahan citra tambahan yaitu dengan teknik filter *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE untuk meningkatkan kualitas citra agar *deep learning* arsitektur U-Net dapat mengenali objek citra USG lebih mudah.

1. *Resize* citra, yaitu mengubah ukuran citra sesuai dengan format diinginkan untuk menjamin konsistensi ukuran citra[7]. Langkah ini krusial untuk memastikan model *deep learning* mampu bekerja optimal, mengingat data mentah memiliki dimensi spasial yang heterogen[8]. Sebagai solusi, dilakukan proses *resizing* untuk melakukan standardisasi seluruh citra ke resolusi 224x224 piksel. Dimensi ini ditetapkan untuk memenuhi spesifikasi *input* pada arsitektur *backbone* ResNet-34 yang digunakan dalam model segmentasi.
2. *Anisotropic Diffusion Filter* adalah metode mengolah citra dengan mereduksi *speckle noise* tanpa mengaburkan batas tepi kepala janin. Penelitian ini menerapkan metode *Anisotropic Diffusion* menggunakan skema Perona-Malik. Metode ini masih digunakan sampai sekarang oleh para penelitian dalam meningkatkan kualitas citra dengan dipadukan teknik *preprocessing* lainnya, salah satunya penelitian terbaru dari Sara Tehsin dkk, 2025[9]. Teknik filter *Anisotropic Diffusion* memiliki kemampuan yang sangat baik untuk mempertahankan dan meningkatkan tepi citra[10], dengan mereduksi *noise speckle* pada area homogen dalam citra USG tanpa merusak data informasi tepi pada struktur kepala janin. Kinerja algoritma *Anisotropic Diffusion* dalam membersihkan citra dikendalikan oleh tiga parameter utama yaitu jumlah iterasi, laju difusi, dan koefisien konduksi.



Gambar 3. (a) Citra asli, (b) Hasil filter *Anisotropic Diffusion*, (c) Zoom perbedaan citra sebelum dan sesudah di filter

Iterasi merupakan parameter yang menentukan berapa kali proses pembersihan diulang pada citra. Semakin banyak putarannya, *noise* semakin hilang, namun jika berlebihan, tepi objek bisa rusak atau menjadi kabur. Berdasarkan hasil

pengujian, penelitian ini menetapkan 5 - 10 iterasi sebagai angka ideal untuk membersihkan *speckle* tanpa merusak detail janin. Laju Difusi (*Delta/Time Step*) parameter *Delta* mengatur seberapa cepat perubahan nilai piksel terjadi dalam satu kali iterasi. Penelitian ini menggunakan nilai standar 0.14 untuk menjamin proses perbaikan citra berjalan mulus dan aman. Parameter terakhir yaitu Koefisien Konduksi (*Kappa*) sebagai penjaga gawang yang bertugas membedakan antara *noise* dan tepi objek. Jika perbedaan warna antar piksel lebih kecil dari *Kappa*, sistem menganggapnya sebagai *noise* dan akan menghaluskannya dan jika perbedaan warna lebih besar dari *Kappa*, sistem menganggapnya sebagai tepi objek dan akan membiarkannya tetap tajam. Nilai *kappa* ini diatur secara otomatis dengan mengambil 90% bagian gambar yang paling halus, lalu dikunci pada rentang 15 hingga 20 untuk memastikan *noise* hilang tanpa membuat garis-garis tajam pada gambar menjadi buram.

3. CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), proses perbaikan kontras dilanjutkan dengan penerapan CLAHE setelah proses difusi selesai. CLAHE adalah teknik pengolahan citra yang dirancang untuk meningkatkan kontras lokal, sehingga meningkatkan kualitas keseluruhan citra[11]. Dalam penelitian ini, diterapkan skema adaptif yang parameter ambang batas (*clip limit*) ditentukan secara otomatis berdasarkan analisis statistik citra. Nilai *clip limit* diatur secara dinamis bergantung pada standar deviasi intensitas piksel setelah melewati tahap filter *Anisotropic Diffusion*, dengan rentang nilai penyesuaian antara 1.5 hingga 3.5. Pendekatan ini bertujuan untuk menyeimbangkan tingkat ketajaman tepi kepala janin agar terdefinisi dengan jelas, tanpa merusak tekstur alami citra USG.



Gambar 4. (a) Analisis otomatis citra asli sebelum di filter *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE, (b) Hasil optimasi secara otomatis dari analisis citra asli

4. *ToTensor* dan *Normalize* citra adalah teknik *preprocessing* citra yang menyesuaikan nilai piksel pada citra agar lebih sesuai dengan arsitektur *deep learning*. *Framework PyTorch* menyediakan fungsi bawaan seperti *transforms.ToTensor()* dan *transforms.Normalize()* untuk menangani *preprocessing* citra[12]. Nilai piksel dinormalisasi dengan mengurangi *mean* sebesar [0.485, 0.456, 0.406] dan membaginya dengan standar deviasi (STD) sebesar [0.229, 0.224, 0.225]. Citra hasil peningkatan kualitas yang masih dalam format matriks piksel integer 8-bit (rentang nilai [0, 255]) dikonversi menjadi format *Tensor* 3D berdimensi (C x H x W) dengan tipe data *floating-point* 32-bit. Proses konversi ini secara otomatis menskalakan intensitas piksel

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

ke rentang $[0, 1]$, yang merupakan format standar untuk operasi konvolusi pada *framework PyTorch*. Langkah ini krusial untuk mempercepat konvergensi algoritma optimasi selama pelatihan, mencegah masalah gradien yang meledak serta memastikan kompatibilitas dengan bobot *pre-trained* pada *encoder* ResNet34 yang digunakan sebagai *backbone* arsitektur U-Net.

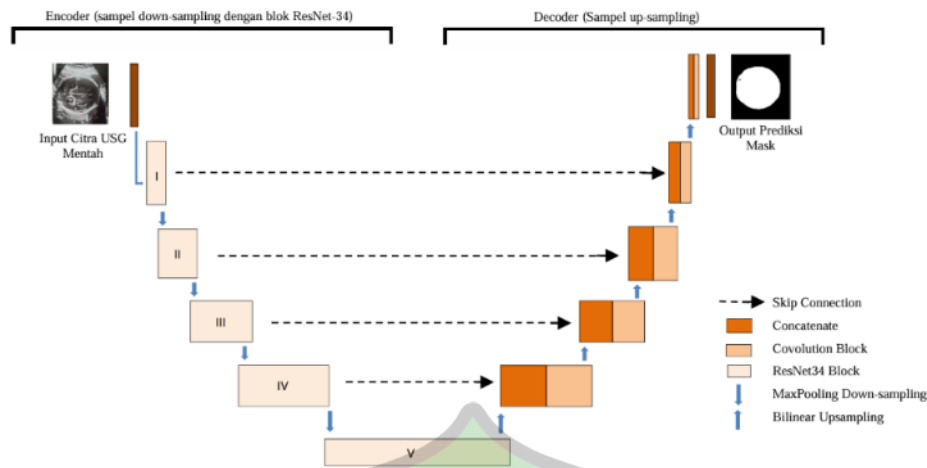
2.3 Augmentasi Data

Teknik augmentasi diaplikasikan guna menambah keragaman *input* bagi model. Proses ini dilakukan dengan memanipulasi citra asli menjadi varian baru (data sintesis), namun tetap memastikan konsistensi label yang ada [13]. Data augmentasi cocok dipakai untuk mengatasi dataset citra USG yang sedikit agar dengan bertambahnya variasi data yang ada dapat membantu model belajar lebih umum dan mampu mengenali objek lebih mendalam. Adapun data augmentasi dalam penelitian ini yaitu *flip horizontal*, *rotate*, dan *median blur* dengan *blur limit* 0.5.

2.4 Implementasi

Implementasi metode yang digunakan untuk segmentasi citra USG dalam penelitian ini yaitu arsitektur U-Net dengan *backbone* ResNet-34 yang diimplementasikan menggunakan *library Segmentation Models Pytorch* (SMP). Model pembandingan diambil dari kerangka kerja Blas Rimac [14] sebagai acuan dasar (*baseline*). Detail koding dan implementasi lengkapnya didokumentasikan pada laman: <https://www.kaggle.com/code/bryambblasrimac/fetal-segmentation-unet-iou-94-5>. Model *baseline* tersebut diketahui mampu mencapai skor IoU sebesar 94.5% pada dataset uji. Namun, pendekatan tersebut berfokus murni pada arsitektur jaringan tanpa menerapkan tahapan perbaikan kualitas citra yang mendalam sebelum proses segmentasi. Oleh karena itu, kontribusi utama dalam penelitian ini adalah integrasi metode *preprocessing* adaptif. Sebelum citra dimasukkan ke dalam jaringan U-Net, citra USG diproses menggunakan metode *Anisotropic Diffusion* untuk mereduksi *speckle noise*, dilanjutkan dengan CLAHE untuk meningkatkan kontras batas objek janin. Selain itu, algoritma penentuan elips otomatis ditambahkan pada tahap pasca-pemrosesan untuk menghitung lingkaran kepala secara presisi berdasarkan hasil segmentasi model.

U-Net yang diperkenalkan oleh Ronneberger dkk., memiliki struktur berbentuk huruf U yang terdiri dari dua jalur simetris yaitu jalur kontraksi (*encoder*) untuk menangkap konteks citra melalui *downsampling*, dan jalur ekspansi (*decoder*) yang memungkinkan lokalisasi presisi melalui *upsampling*. Fitur kunci dari U-Net adalah adanya *skip connections* yang menghubungkan peta fitur dari *encoder* ke *decoder*, sehingga informasi spasial resolusi tinggi yang hilang saat *downsampling* dapat dipulihkan kembali. Berbeda dengan U-Net standar yang menggunakan blok konvolusi sederhana pada bagian *encoder*, dengan mengintegrasikan model ResNet-34 sebagai *backbone* atau penopang utama *encoder*. Arsitektur ResNet karya He dkk. hadir dengan mekanisme *residual learning*. Inovasi ini bertujuan menjaga aliran gradien tetap stabil meskipun lapisan jaringan bertambah sangat dalam. *Transfer Learning backbone* ResNet-34 yang digunakan telah melalui proses *pre-training* pada dataset *ImageNet*. Hal ini mempercepat konvergensi model dan meningkatkan generalisasi, terutama pada dataset medis yang jumlahnya terbatas, dibandingkan melatih *encoder* dari awal.



Gambar 5. Model arsitektur U-Net dengan Backbone ResNet-34

Seluruh rangkaian eksperimen dalam penelitian ini dieksekusi pada platform berbasis *cloud Kaggle kernels* dengan bahasa pemrograman *Python*. Lingkungan ini dikonfigurasi menggunakan akselerasi grafis GPU NVIDIA Tesla P100 guna mempercepat proses komputasi matriks pada arsitektur U-Net. Pemilihan lingkungan komputasi ini didasarkan pada ketersediaan sumber daya komputasi performa tinggi yang stabil untuk menangani proses pelatihan model segmentasi. Rincian parameter pelatihan arsitektur U-Net dijabarkan dalam tabel 1.

Tabel 1. Tabel parameter pelatihan model

Arsitektur Model	Nilai/keterangan
Arsitektur model	U-Net (<i>Backbone</i> ResNet-34)
<i>Loss function</i>	<i>Dice loss</i> (Mode binary)
<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
<i>Learning rate</i>	0.001
<i>Batch size</i>	32 Citra per <i>Batch</i>
<i>Epoch</i>	100 <i>Epoch</i>
Mekanisme penyimpanan	<i>Checkpoint</i> (Berdasarkan <i>Best Validation</i>)
<i>Computing environment</i>	<i>Kaggle</i> – GPU Nvidia Tesla P100 (CUDA)

2.5 Evaluasi

Akurasi metode segmentasi didefinisikan sebagai tingkat ketepatan hasil segmentasi dalam memisahkan objek sesuai dengan *ground truth*. Penelitian ini mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik IoU dan DSC. Nilai kedua metrik tersebut diturunkan dari perbandingan antara prediksi tepat dan meleset, yakni *True Positive* (ketepatan deteksi objek), *True Negative* (ketepatan deteksi background), *False Positive* (kesalahan deteksi background sebagai objek), serta *False Negative* (kegagalan mendeteksi area objek). Berdasarkan variabel tersebut, nilai IoU dan DSC

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

dihitung menggunakan rumus 1 dan 2.

$$IoU = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (1)$$

$$DSC = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (2)$$

Dalam implementasi teknis, perhitungan metrik ini dilakukan secara otomatis menggunakan modul evaluasi pada *library Segmentation Models Pytorch* (SMP).

2.6 Post-Processing dan Pengukuran Lingkar Kepala Janin

Output prediksi dari model U-Net berupa citra biner (*mask*) selanjutnya diproses untuk menghitung lingkaran kepala janin atau *head circumference* (HC). Tahapan ini diawali dengan ekstraksi kontur terluar dari area segmentasi. Metode *ellipse fitting* diterapkan pada kontur tersebut untuk merepresentasikan bentuk kepala janin secara matematis. Panjang lingkaran kepala HC kemudian dihitung berdasarkan parameter sumbu semi mayor a untuk *Occipitofrontal Diameter* (OFD) dan sumbu semi minor b untuk *Biparietal Diameter* (BPD) dari *elips* yang terbentuk menggunakan rumus Ramanujan berikut.

$$HC \approx (a + b) \left(1 + \frac{3h}{10 + \sqrt{4 - 3h}} \right) \quad (3)$$

$$h = \frac{(a-b)^2}{(a+b)^2} \quad (4)$$

Variabel h pada rumus ini berfungsi sebagai mengukur lonjong elips berdasarkan perbedaan antara semi mayor a dan semi minor b . Selanjutnya dilakukan penyesuaian perhitungan rumus terhadap ukuran resolusi spasial citra USG, yang di mana nilai konversi piksel ke milimeter ditentukan secara empiris melalui kalibrasi pada citra sampel karena ketiadaan meta data spasial (*DICOM Tags*). Faktor skala 0.565 mm/piksel diterapkan untuk menormalisasi variasi resolusi citra *input*.

Meskipun rumus ini tidak memberikan keliling yang tepat, rumus ini dapat memberikan jawaban yang cukup mendekati [15]. Hal ini didukung oleh temuan dalam riset asal Tiongkok [16], yang mengadopsi metode Ramanujan untuk menghitung lingkaran kepala janin pada citra USG.

3. Hasil dan Pembahasan

Secara keseluruhan, model U-Net dengan *backbone* ResNet-34 yang diusulkan menunjukkan kinerja segmentasi yang menjanjikan. Penerapan strategi *preprocessing* adaptif (*Anisotropic Diffusion* dan CLAHE) serta augmentasi data berhasil meningkatkan kemampuan model dalam mengenali struktur kepala janin pada mayoritas dataset. Hal ini dibuktikan dengan adanya peningkatan skor metrik dari kemampuan model sebelum di optimasi.

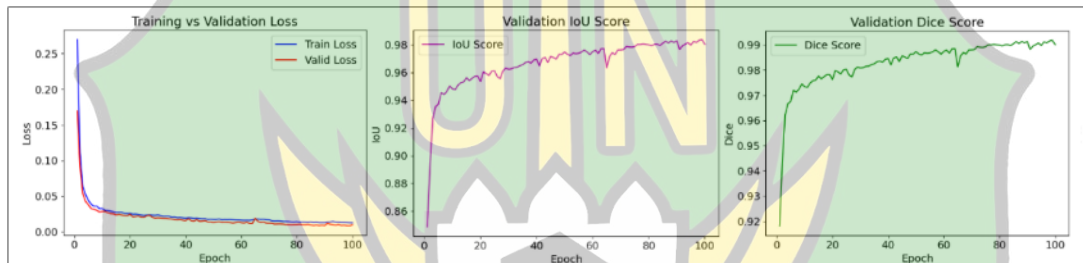
3.1 Analisis Kinerja Model dan Metrik Evaluasi

Penerapan strategi *preprocessing* adaptif yang mengombinasikan filter *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE, serta teknik augmentasi data, terbukti signifikan dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model U-Net. Berdasarkan hasil

pengujian, model yang diusulkan mencatatkan peningkatan skor IoU pada data uji menjadi 0.9526, lebih tinggi dari *baseline* tanpa optimasi *preprocessing* sebesar 0.9440. Pada fase validasi, grafik performa menunjukkan pendekatan yang stabil dengan capaian IoU dan DSC validasi mencapai angka puncak 0.9920 dan 0.9840. Disparitas skor memang terlihat di mana nilai validasi melampaui nilai pengujian secara signifikan. Namun, tingginya capaian pada data uji mengonfirmasi bahwa model tidak mengalami kegagalan struktur (*severe overfitting*), melainkan tetap efektif dalam mengidentifikasi pola lingkaran kepala janin pada dataset eksternal.

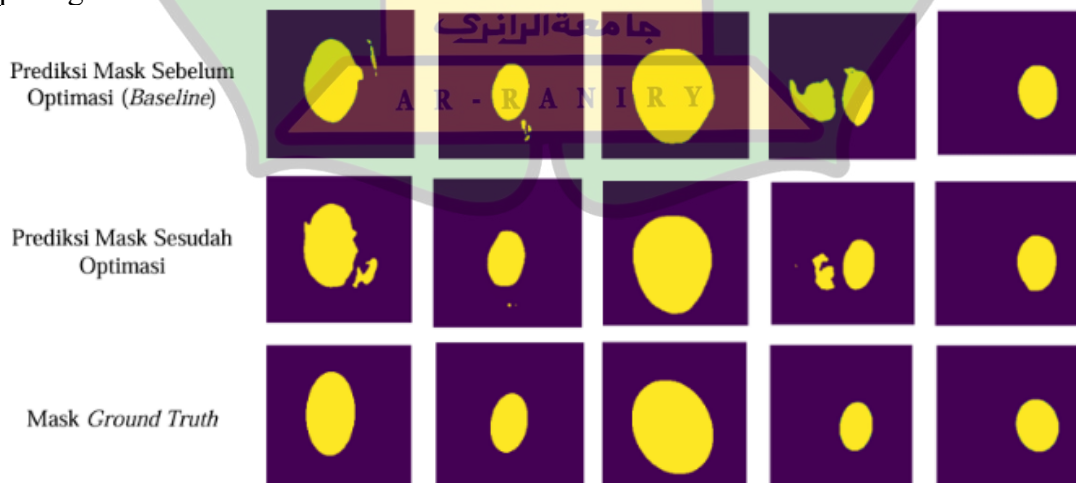
Tabel 2. Tabel perbandingan skor metrik antara baseline dan setelah dioptimasi

Kerangka Kerja U-Net	Skor Validasi		Skor Testing	
	IoU	DSC	IoU	DSC
Baseline dari Blas Rimac	0.9468	-	0.9440	-
Setelah optimasi <i>baseline</i> melalui <i>Preprocessing</i> dan Augmentasi	0.9920	0.9840	0.9526	0.9757



Gambar 6. Grafik *Training vs Validation Loss*, Validasi Skor IoU dan DSC

Perbedaan hasil mask prediksi pada data uji dari *baseline* dan penambahan *preprocessing* seperti *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE serta augmentasi terlihat pada gambar 7.

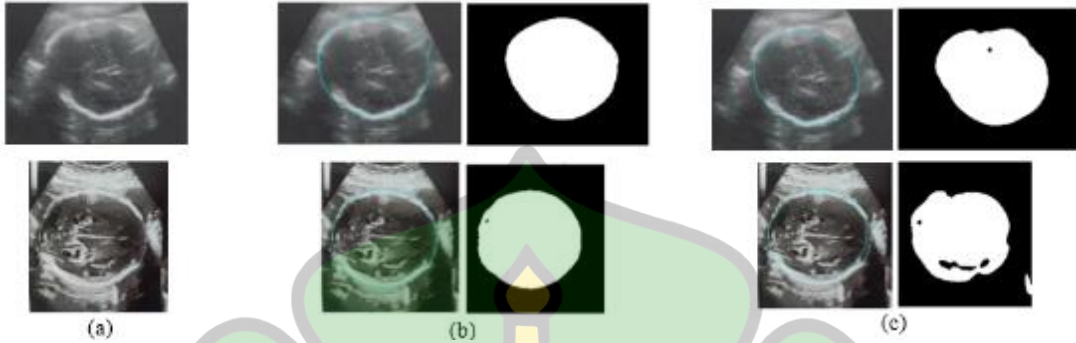


Gambar 7. Perbandingan hasil prediksi *mask*

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG

3.2 Efektivitas *Preprocessing* dan *Post-Processing*

Pada penelitian ini juga mencoba uji keandalan sistem pada kondisi nyata, dilakukan percobaan prediksi menggunakan sampel citra USG di luar dataset pelatihan (data eksternal) yang di ambil menggunakan kamera *smartphone*. Model berhasil mendeteksi visual kepala janin dengan posisi dan orientasi yang akurat, mendekati bentuk referensi visual aslinya.




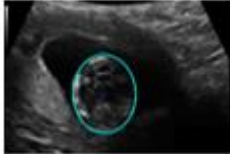



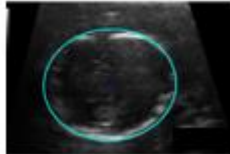


Gambar 8. (a) Sampel Citra luar, (b) Hasil prediksi setelah optimasi, (c) Hasil prediksi sebelum optimasi

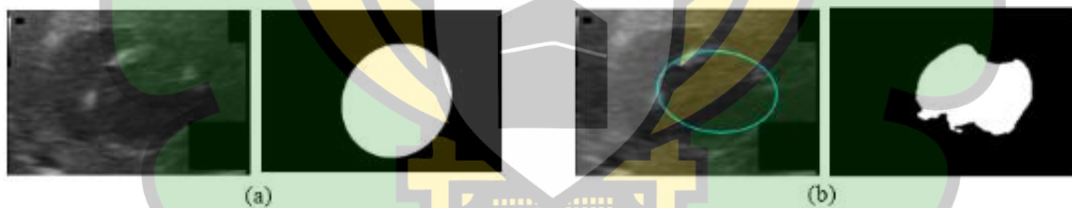
Pada dua sampel citra di luar dataset tersebut membuktikan bahwa model U-Net yang di latih tidak mengalami *overfitting* dan adanya perubahan yang baik setelah perbaikan kualitas citra. Prediksi *mask* pada data uji dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil *mask* prediksi yang berhasil membuat *ellips fitting* mendekati *ground truth*

Citra Asli	Mask (<i>Ground truth</i>)	Mask Prediksi	<i>Fitting Ellips</i> dari Mask Prediksi

Citra Asli	Mask (Ground truth)	Mask Prediksi	Fitting Ellips dari Mask Prediksi
			
			

Meskipun kinerja global menunjukkan peningkatan, analisis visual mendalam mengungkapkan adanya variabilitas hasil pada sub set citra dengan karakteristik tertentu. Pada sebagian kecil citra uji, model mengalami kendala dalam menentukan batas objek secara presisi. Kegagalan segmentasi parsial ini teridentifikasi terjadi pada citra USG yang memiliki kontras jaringan yang sangat rendah (*low tissue contrast*), di mana intensitas piksel antara kepala janin dan latar belakang rahim memiliki kemiripan gradasi yang tinggi. Pada kondisi ekstrem seperti ini, penerapan *preprocessing Anisotropic Diffusion* dan CLAHE menghadapi tantangan tersendiri upaya peningkatan kontras terkadang turut mengamplifikasi artefak *noise* di sekitar objek, yang menyebabkan batas tepi objek menjadi semakin ambigu (*boundary leakage*). Akibatnya, prediksi model pada kasus-kasus spesifik ini cenderung kurang utuh atau menyatu dengan artefak latar belakang seperti pada gambar 9.



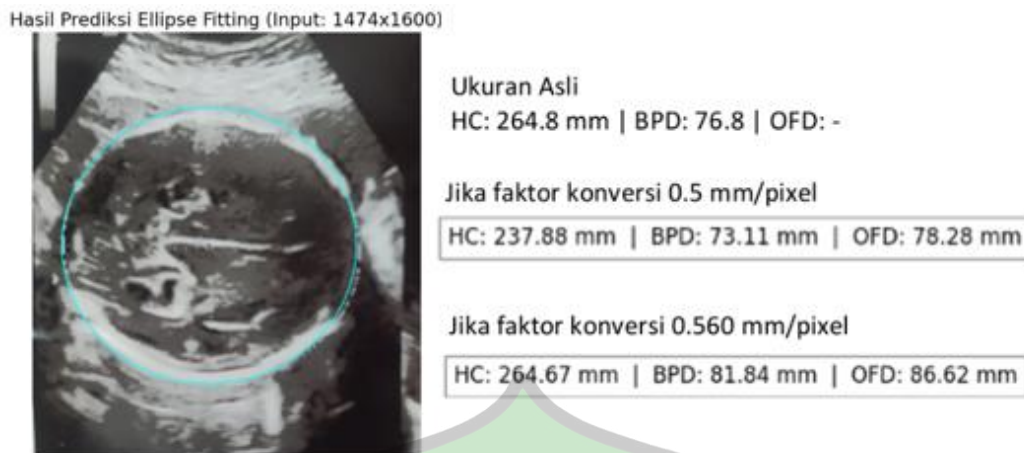
Gambar 9. (a) Citra asli dan *ground truth*, (b) Prediksi *mask* yang meleset

Terlepas dari tantangan pada citra berkualitas rendah tersebut, efektivitas sistem tetap teruji pada validasi menggunakan data eksternal seperti pada gambar 8. Model terbukti mampu melakukan lokalisasi dan memprediksi bentuk elips kepala janin dengan orientasi yang sesuai pada citra di luar dataset pelatihan.

3.3 Estimasi Lingkaran Kepala

Dalam simulasi pengukuran biometrik, dengan faktor konversi 0.5 mm/pixel sebagai pendekatan, sistem menghasilkan estimasi lingkaran kepala (HC) sebesar 237 mm dibandingkan nilai referensi manual 264 mm. Deviasi numerik ini dapat dijelaskan sebagai konsekuensi dari ketiadaan meta data kalibrasi resolusi spasial pada format citra digital standar, yang mengharuskan penggunaan faktor konversi aproksimasi. Temuan ini menegaskan bahwa meskipun model memiliki sensitivitas tinggi terhadap bentuk geometri kepala janin, akurasi pengukuran mutlak sangat bergantung pada kualitas *input* citra dan ketersediaan parameter kalibrasi alat.

OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET MELALUI PREPROCESSING CITRA USG



Gambar 10. Aproksimasi pengukuran lingkaran kepala janin

Walaupun memaksakan faktor konversi agar mendekati hasil ukuran asli, juga tidak akan sama untuk perhitungan BPD dan OFD. Hal ini bukan dikarenakan penarikan sumbu BPD yang berbeda setiap posisi kepala janin, melainkan prediksi *mask* jika dilihat lebih dekat hampir mendekati dengan prediksi ahli medis. Penelitian ini menggunakan kodingan/metode *cv2.fitEllips* yang di mana sumbu minor atau sumbu pendek otomatis menjadi garis BPD. Sehingga perhitungan akan tetap sama walaupun posisi kepala janin berbeda-beda. Faktor utama yang menyebabkan ketidaksiannya perhitungan lingkaran kepala janin adalah disebabkan citra bukan berupa format DICOM. Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan varian publik dari dataset *Kaggle/HC18* yang telah dikonversi ke format citra standar (PNG). Berbeda dengan format medis asli (DICOM), format ini tidak mempertahankan meta data *Pixel Spacing* pada *header file*. Sehingga penelitian ini hanya sebatas fokus pada akurasi segmentasi morfologis (bentuk), sementara pengukuran metrik absolut (mm) disajikan sebagai estimasi proporsional.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model segmentasi otomatis untuk pengukuran lingkaran kepala janin menggunakan arsitektur U-Net yang dioptimalkan dengan pendekatan *preprocessing* adaptif *Anisotropic Diffusion* dan CLAHE serta metode *post-processing ellipse fitting*. Berdasarkan hasil evaluasi, model usulan menunjukkan kinerja yang efektif dalam mengenali struktur kepala janin, ditandai dengan capaian skor IoU dan DSC pada data uji sebesar 0.9526 dan 0.9757. Secara visual, metode *post-processing* terbukti krusial dalam memperbaiki tepi hasil prediksi menjadi bentuk geometris elips yang presisi, mengatasi ketidakteraturan kontur yang dihasilkan oleh segmentasi piksel dasar.

Meskipun demikian, validasi terhadap nilai ukur fisik menunjukkan bahwa akurasi biometrik (dalam satuan milimeter) saat ini masih bersifat estimasi aproksimasi. Hal ini disebabkan oleh keterbatasan format citra *input* standar yang tidak memuat meta data kalibrasi spasial (DICOM *tags*), serta tantangan variabilitas kontras pada sebagian citra USG. Penelitian ini menegaskan posisi sistem sebagai alat bantu pendukung keputusan untuk efisiensi waktu pemeriksaan, di mana validasi klinis dan keputusan diagnosis akhir tetap sepenuhnya menjadi wewenang tenaga medis ahli.

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang teridentifikasi, pengembangan sistem di masa depan sangat disarankan untuk memproses data citra medis dalam format asli (DICOM). Hal ini sangat diperlukan untuk mendapatkan informasi *Pixel Spacing* yang akurat, sehingga sistem dapat menghasilkan pengukuran biometrik yang presisi secara otomatis tanpa perlu kalibrasi manual.

Daftar Pustaka

- [1] G. Dubey, S. Srivastava, A. K. Jayswal, M. Saraswat, P. Singh, and M. Memoria, "Fetal Ultrasound Segmentation and Measurements Using Appearance and Shape Prior Based Density Regression with Deep CNN and Robust Ellipse Fitting," *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, vol. 37, no. 1, pp. 247–267, 2024, doi: 10.1007/s10278-023-00908-8.
- [2] C. Yang *et al.*, "A new approach to automatic measure fetal head circumference in ultrasound images using convolutional neural networks," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 147, p. 105801, Aug. 2022, doi: 10.1016/j.compbiomed.2022.105801.
- [3] PERBUB Kubu Raya Provinsi Kalimantan Barat Nomor 41 Tahun 2020 tentang "Pelayanan Antenatal Terpadu melalui Pemanfaatan Alat Ultrasonografi di Puskesmas", "Ultrasonografi Antenatal," 2020.
- [4] Niken Rahma Diasri, Arini Winur Baeti, and Ary Prabowo, "Pengaruh Penerapan Algoritma Pemrograman Dalam Dunia Pekerjaan (Studi Kasus: Metode Deep Learning)," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 6, no. 1, pp. 21–31, May 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i1.8531.
- [5] A. Kridoyono, E. D. Hartono, and B. Winarno, "PENERAPAN METODE U-NET DALAM SEGMENTASI CITRA ULTRASONOGRAFI UNTUK VISUALISASI TUMOR PAYUDARA," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1641–1651, May 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i2.7775.
- [6] G. C. Setyawan and M. P. Nawansari, "Kinerja Penapisan Gaussian dan Median Dalam Pelembutan Citra," *Journal of Information Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 1–4, Sep. 2022, doi: 10.46229/jifotech.v2i2.433.
- [7] F. A. Hermawati and V. A. Jaya, "Segmentasi Kepala Janin pada Citra Ultrasound Menggunakan Arsitektur Jaringan U-Net," *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, vol. 13, no. 2, pp. 193–199, Oct. 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i2.12158.
- [8] M. Yanto, A. C. Siregar, and A. Abdullah, "Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Timun Berbasis Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 6, no. 2, pp. 285–291, Sep. 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i2.9982.
- [9] S. Tehsin, H. Alshaya, W. Bouchelligua, and I. M. Nasir, "Hybrid State–Space and Vision Transformer Framework for Fetal Ultrasound Plane Classification in Prenatal Diagnostics," *Diagnostics*, vol. 15, no. 22, p. 2879, Nov. 2025, doi: 10.3390/diagnostics15222879.
- [10] E. A. Radhi and M. Y. Kamil, "Anisotropic Diffusion Method for Speckle Noise Reduction in Breast Ultrasound Images," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 621–631, Apr. 2024, doi: 10.22266/ijies2024.0430.50.
- [11] C. Li and Z. Jiao, "Deep Learning-Optimized CLAHE for Contrast and Color

**OPTIMASI SEGMENTASI KEPALA JANIN BERBASIS U-NET
MELALUI PREPROCESSING CITRA USG**

- Enhancement in Suzhou Garden Images,” *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 15, no. 12, pp. 805–814, 2024, doi: 10.14569/IJACSA.2024.0151281.
- [12] P. Kashyap, “Image Normalization in PyTorch: From Tensor Conversion to Scaling,” Medium.com. Accessed: Jan. 08, 2026. [Online]. Available: <https://medium.com/@piyushkashyap045/image-normalization-in-pytorch-from-tensor-conversion-to-scaling-3951b6337bc8>
- [13] Rianto and P. I. Santosa, *Data preparation untuk machine learning & deep learning*, Edisi I. Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2024. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=Y5U9EQAAQBAJ>
- [14] B. B. Rimac, “Fetal Segmentation U-Net IoU 94.5%,” 2024, *Kaggle*. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/code/bryambblasrimac/fetal-segmentation-unet-iou-94-5>
- [15] M. Khurma, “Perimeter of Ellipse,” CUEMATH. Accessed: Dec. 30, 2025. [Online]. Available: <https://www.cuemath.com/measurement/perimeter-of-ellipse/>
- [16] L. Zonggui, Z. Junhua, and M. Liye, “Fetal Head Circumference Measurement in Ultrasound Images Based on Mask R-CNN,” *Chinese Journal of Biometrical Engineering*, vol. 40, no. 1, pp. 12–18, 2021, doi: 10.3969/j.issn.0258-8021.2021.01.02.

