Jurnal Otomasi Kontrol dan Instrumentasi Vol 19 (1), 2027 ISSN: 2085-2517
https://doi.org/10.5614/joki.2027.19.1.3 E-ISSN: 2460-6340

Segmentasi Otomatis Organ-At-Risk (OAR) dalam Perencanaan Radioterapi Kanker Serviks menggunakan Arsitektur U-Net dengan Attention Gate Mechanism

Automatic Organ-at-Risk (OAR) Segmentation for Cervical Cancer Radiotherapy Using a U-Net Architecture with an Attention Gate Mechanism

[1]Angela Bertha Miady Torie, [1,2]Rafli Filano*) , [1]Rudi Setiawan, [2]Fajrin Esa Putra, [2]Adhi Marihot Pardamean Pulungan, [2]Rizka Hanifah, [2]Yas Ikhwan

[1]Program Studi Teknik Biomedis, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera, Lampung Selatan 35365, Indonesia

[2]Instalasi Radioterapi, RSUD Dr. H. Abdul Moeloek, Bandar Lampung 35112, Indonesia

*) *corresponding email: rafli.filano@bm.itera.ac.id*

Abstrak

Delineasi *organ-at-risk* (OAR) pada radioterapi kanker serviks penting untuk melindungi jaringan sehat dari paparan radiasi berlebih. Namun, delineasi manual membutuhkan waktu lama dan rentan terhadap variasi antar-*observer* maupun intra-*observer*, sehingga diperlukan metode segmentasi otomatis yang efisien dan konsisten. Penelitian ini membandingkan kinerja 2D U-Net standar dan 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* untuk segmentasi *bladder*, *rectum*, *bowel bag*, dan *femoral head*s menggunakan citra CT pelvis dari 100 pasien kanker serviks di RSUD Dr. H. Abdul Moeloek, Lampung. Model dilatih menggunakan kombinasi *Soft Dice Loss* dan *Binary Cross Entropy* serta dievaluasi melalui *5-fold cross-validation* berbasis pasien. Hasil menunjukkan bahwa *Attention U-Net* mencapai nilai *Dice Similarity Coefficient* (DSC) sebesar 0,8772 pada *femoral heads*. Uji *Wilcoxon Signed-Rank Test* ($\alpha = 0,05$) menunjukkan bahwa perbedaan signifikan hanya ditemukan pada metrik tertentu untuk *femoral head*s. Sebaliknya, performa segmentasi *bowel bag* menurun, dengan penurunan DSC sebesar 0,0203 dan peningkatan *Hausdorff Distance 95* (HD95) sebesar 2,37 mm. Temuan ini menunjukkan bahwa *Attention Gate* belum memberikan peningkatan konsisten dan kurang optimal pada organ dengan deformasi serta heterogenitas anatomi tinggi.

Kata Kunci: attention gate mechanism*, kanker serviks,* organ-at-risk*, segmentasi otomatis,* U-Net*.*

Abstract

Organ-at-risk (OAR) delineation in cervical cancer radiotherapy is essential to protect healthy tissues from excessive radiation exposure. However, manual delineation is time-consuming and prone to inter-observer and intra-observer variability, highlighting the need for efficient and consistent automated segmentation. This study compares standard 2D U-Net and 2D U-Net with an Attention Gate Mechanism for segmenting the bladder, rectum, bowel bag, and femoral heads using pelvic CT images from 100 cervical cancer patients at RSUD Dr. H. Abdul Moeloek, Lampung. The models were trained using a combination of Soft Dice Loss and Binary Cross Entropy and evaluated through patient-based 5-fold cross-validation. The Attention U-Net achieved a Dice Similarity Coefficient (DSC) of 0,8772 for the femoral heads. The Wilcoxon Signed-Rank Test ($\alpha = 0.05$) revealed significant differences only in selected metrics for the femoral heads. In contrast, bowel bag segmentation performance declined, with a DSC reduction of 0,0203 and an increase in Hausdorff Distance 95 (HD95) of 2,37 mm. These findings indicate that the Attention Gate does not consistently improve segmentation performance and remains suboptimal for organs with substantial anatomical deformation and heterogeneity.

Keywords: attention gate mechanism, automatic segmentation, cervical cancer, organ-at-risk, U-Net.

Makalah disubmit 31 Juli 2026 – makalah direvisi 22 Oktober 2026 – diterima 30 Oktober 2026

Karya ini adalah naskah akses terbuka dengan lisensi CC BY-SA.

1 Pendahuluan

Kanker serviks merupakan salah satu penyebab utama kematian akibat kanker pada perempuan di dunia. *World Health Organization* (WHO) melaporkan sekitar 660.000 kasus baru dan 350.000 kematian akibat kanker serviks setiap tahunnya, dengan sekitar 94% kematian terjadi di negara berkembang akibat keterbatasan skrining dan akses terhadap pengobatan yang memadai [1],[2]. Di Indonesia, kanker serviks menempati urutan kedua kanker dengan insidensi tertinggi pada perempuan dengan sekitar 36.000 kasus baru setiap tahun [3]. Radioterapi, khususnya *External Beam Radiation Therapy* (EBRT), merupakan salah

satu modalitas utama untuk penatalaksanaan kanker serviks stadium lanjut karena mampu memberikan dosis radiasi secara presisi pada target tumor sekaligus meminimalkan paparan terhadap jaringan sehat di sekitarnya [4],[5]. Dalam proses tersebut, delineasi *Organ-at-Risk* (OAR), seperti *bladder*, *rectum*, *bowel bag*, dan *femoral heads*, menjadi tahapan penting karena berpengaruh langsung terhadap kualitas perencanaan distribusi dosis radiasi.

Delineasi OAR masih dilakukan secara manual oleh dokter onkologi radiasi dan menjadi salah satu tahapan yang paling memerlukan waktu dalam proses *treatment planning*. Delineasi manual pada satu pasien kanker serviks dapat memerlukan waktu sekitar 90–120 menit serta sangat bergantung pada pengalaman dan interpretasi masing-masing klinisi [6]. Perbedaan tersebut menyebabkan terjadinya variasi antar maupun intra-observer yang dapat memengaruhi konsistensi kontur organ dan kualitas distribusi dosis radiasi [7],[8]. Bahkan, variasi delineasi dilaporkan memberikan pengaruh yang lebih besar terhadap hasil radioterapi dibandingkan kesalahan pada tahap perencanaan maupun pelaksanaan penyinaran [9]. Oleh karena itu, pengembangan metode segmentasi otomatis menjadi salah satu kebutuhan penting untuk meningkatkan efisiensi, konsistensi, dan reproduktibilitas proses perencanaan radioterapi.

Perkembangan *deep learning* telah memberikan kemajuan yang signifikan pada segmentasi citra medis. Berbagai arsitektur berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), seperti *Fully Convolutional Network* (FCN), SegNet, FCDenseNet, dan DeepLabv3+, telah berhasil meningkatkan kemampuan segmentasi otomatis dibandingkan metode konvensional [10],[11],[12],[13]. Di antara berbagai arsitektur tersebut, U-Net menjadi salah satu model yang paling banyak digunakan karena memiliki struktur *encoder-decoder* dengan *skip connection* yang mampu mempertahankan informasi spasial serta memberikan performa yang baik meskipun menggunakan *dataset* berukuran relatif kecil [14]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa U-Net dan variannya mampu menghasilkan segmentasi OAR dengan nilai *Dice Similarity Coefficient* (DSC) yang tinggi pada citra CT radioterapi kanker serviks, termasuk penelitian Liu dkk. yang memperoleh rata-rata DSC sebesar 0,85, Rhee dkk. dengan DSC sebesar 0,81–0,95, serta Duprez dkk. yang melaporkan DSC sebesar 0,92 pada organ kandung kemih [15],[16],[17]. Salah satu pengembangan U-Net adalah *Attention U-Net*, yang mengintegrasikan *Attention Gate Mechanism* untuk menyeleksi fitur yang relevan pada area target dan menekan informasi yang kurang berkaitan dengan struktur organ. Secara teoretis, mekanisme ini dapat membantu model memusatkan perhatian pada area organ yang batasnya kurang jelas terhadap jaringan di sekitarnya, meskipun efektivitasnya tetap bergantung pada karakteristik anatomi dan kualitas citra yang digunakan [18] .

Meskipun menunjukkan performa yang baik, segmentasi OAR pada area pelvis masih menghadapi berbagai tantangan. Organ-organ seperti *rectum* dan *bowel bag* memiliki bentuk anatomi yang kompleks, kontras jaringan lunak yang rendah, serta batas organ yang kurang jelas sehingga masih sulit dikenali secara akurat oleh model segmentasi [19]. Selain itu, sebagian besar penelitian sebelumnya dikembangkan menggunakan *dataset* berukuran besar dan sumber daya komputasi yang tinggi [20],[21], sehingga implementasinya belum tentu sesuai dengan kondisi fasilitas kesehatan yang memiliki keterbatasan data maupun perangkat keras. Dalam penelitian ini, arsitektur 2D U-Net dipilih untuk menjaga efisiensi penggunaan memori GPU karena pemrosesan dilakukan pada setiap irisan citra CT secara terpisah, sehingga lebih sesuai untuk lingkungan komputasi dengan spesifikasi perangkat keras terbatas [22]. Penelitian mengenai segmentasi otomatis OAR menggunakan data klinis dari rumah sakit di Indonesia juga masih relatif terbatas sehingga performa model pada karakteristik data lokal belum banyak dievaluasi.

Dalam konteks keterbatasan sumber daya komputasi, pemilihan arsitektur 2D U-Net menjadi pertimbangan penting karena pemrosesan dilakukan pada setiap irisan citra secara terpisah, sehingga kebutuhan memori GPU dan komputasinya relatif lebih rendah dibandingkan arsitektur 3D yang memproses informasi volumetrik. Pertimbangan ini juga relevan dengan karakteristik *dataset* penelitian yang memiliki ketebalan irisan CT sebesar 5 mm, dengan tetap mempertimbangkan bahwa pendekatan 2D tidak memanfaatkan kontinuitas spasial antaririsan secara langsung. Oleh karena itu, penggunaan 2D U-Net dalam penelitian ini ditujukan untuk mengevaluasi efektivitas segmentasi otomatis yang lebih efisien secara komputasi pada data klinis lokal, bukan untuk menyatakan bahwa pendekatan 2D selalu lebih unggul daripada pendekatan 3D [23].

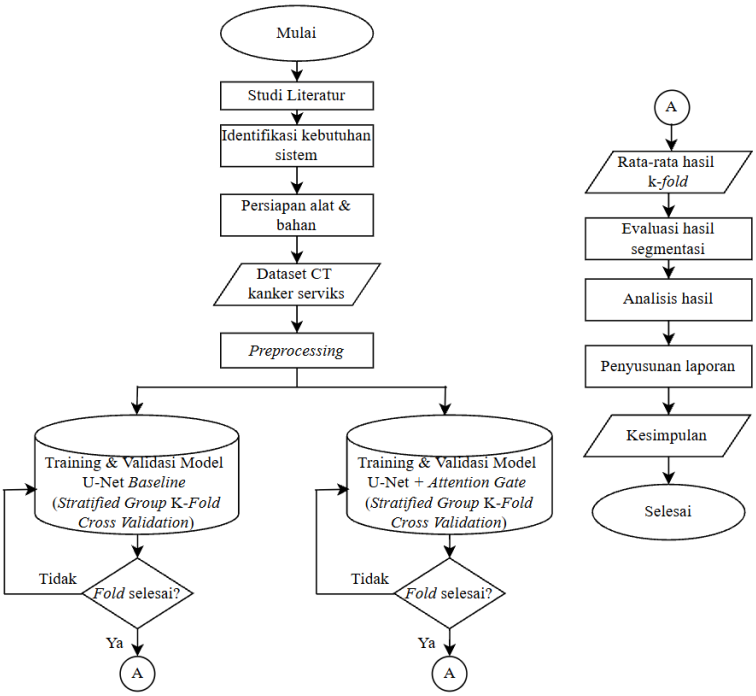
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan metode segmentasi otomatis *Organ-at-Risk* menggunakan arsitektur 2D U-Net yang dipadukan dengan *Attention Gate Mechanism* untuk meningkatkan kemampuan model dalam memfokuskan perhatian pada fitur anatomi yang relevan. Model dilatih menggunakan kombinasi *Soft Dice Loss* dan *Binary Cross Entropy*, kemudian dievaluasi menggunakan 5-*fold Stratified Group Cross Validation* pada citra CT pelvis dari 100 pasien kanker serviks. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Dice Similarity Coefficient* (DSC), *Intersection over Union* (IoU), dan *Hausdorff Distance* 95 (HD95). Kontribusi utama penelitian ini adalah mengevaluasi efektivitas penerapan *Attention Gate* pada arsitektur 2D U-Net yang lebih ringan terhadap *dataset* klinis lokal, sehingga dapat menjadi referensi

pengembangan sistem segmentasi otomatis yang efisien untuk mendukung perencanaan radioterapi di fasilitas kesehatan dengan sumber daya komputasi terbatas [14],[19],[24],[25].

2 Metode

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem segmentasi otomatis *Organ-at-Risk* (OAR) pada citra *Computed Tomography* (CT) pelvis pasien kanker serviks menggunakan dua arsitektur *deep learning*, yaitu 2D U-Net sebagai model dasar dan 2D U-Net yang diintegrasikan dengan *Attention Gate Mechanism* sebagai model usulan. Penelitian difokuskan pada segmentasi empat organ penting dalam perencanaan radioterapi, yaitu *bladder, rectum, bowel bag,* dan *femoral heads*. Pengembangan model dilakukan untuk menganalisis pengaruh penambahan mekanisme perhatian (*attention*) terhadap kemampuan model dalam mengenali batas organ yang memiliki kontras rendah dan bentuk anatomi yang kompleks pada citra CT.

Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dan persiapan *dataset*, pra-pemrosesan citra, pengembangan serta pelatihan model, hingga evaluasi performa segmentasi menggunakan metrik geometrik dan analisis statistik. Seluruh citra terlebih dahulu melalui proses pra-pemrosesan untuk menghasilkan data masukan yang seragam sebelum digunakan dalam pelatihan model. Selanjutnya, kedua arsitektur dilatih menggunakan skema 5-*fold Stratified Group Cross Validation* berbasis pasien untuk memperoleh evaluasi yang lebih representatif sekaligus mencegah terjadinya data *leakage* antar irisan CT dari pasien yang sama. Kinerja kedua model kemudian dibandingkan menggunakan *Dice Similarity Coefficient* (DSC), *Intersection over Union* (IoU), dan *Hausdorff Distance* 95 (HD95), serta diuji secara statistik menggunakan *Wilcoxon Signed-Rank Test* untuk mengetahui signifikansi perbedaan performa segmentasi. Diagram alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

2.1 *Dataset* Penelitian

Dataset yang digunakan berupa citra *Computed Tomography* (CT) pelvis dari 100 pasien kanker serviks yang menjalani perencanaan *External Beam Radiation Therapy* (EBRT) di Instalasi Radioterapi RSUD Dr. H. Abdul Moeloek, Lampung. Seluruh data diperoleh setelah mendapatkan persetujuan etik penelitian serta dianonimkan untuk menjaga kerahasiaan identitas pasien. *Dataset* terdiri atas citra CT beserta kontur *Organ-at-Risk* (OAR) yang telah didelineasi oleh dokter onkologi radiasi dan digunakan sebagai *ground truth* dalam proses pelatihan maupun evaluasi model.

Organ yang menjadi target segmentasi meliputi *bladder*, *rectum*, *bowel bag*, serta *femoral heads*. Pemilihan organ tersebut didasarkan pada perannya sebagai jaringan sehat yang harus dilindungi selama proses radioterapi karena memiliki batas toleransi dosis tertentu. Seluruh *dataset* dibagi berdasarkan pasien

menggunakan pendekatan *Stratified Group K-Fold* sehingga irisan CT dari pasien yang sama tidak muncul pada data pelatihan dan validasi secara bersamaan.



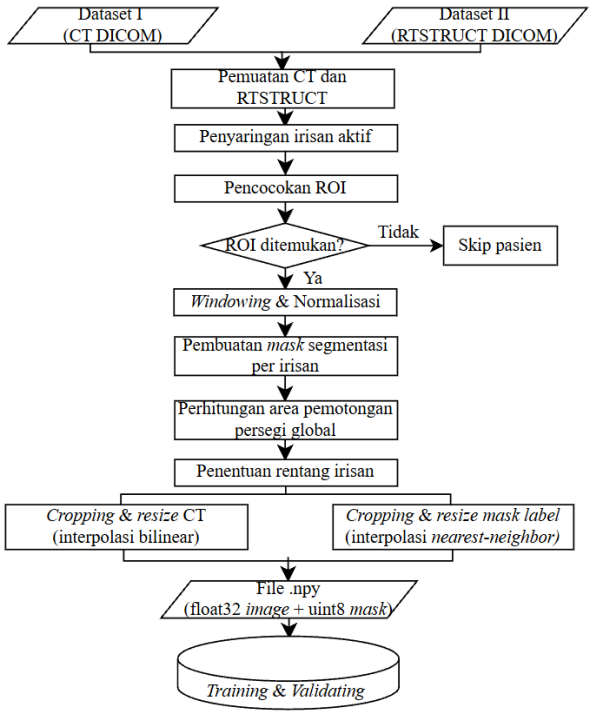
(a) (b)

Gambar 2. *Dataset* penelitian (a) CT pelvis mentah (b) Hasil ekstraksi koordinat *file* RTSTRUCT

2.2 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan dilakukan untuk memperoleh data masukan yang seragam sebelum proses pelatihan model. Tahapan pertama adalah ekstraksi citra CT dan masker segmentasi dari format *Digital Imaging and Communications in Medicine* (DICOM). Selanjutnya dilakukan *windowing* menggunakan parameter pelvis untuk meningkatkan kontras jaringan lunak sehingga struktur anatomi lebih mudah dikenali oleh model.

Setelah proses *windowing*, intensitas piksel dinormalisasi ke rentang 0–1 untuk mempercepat proses konvergensi selama pelatihan. Citra kemudian dipotong (*cropping*) pada area pelvis dan diubah ukurannya (*resize*) menjadi dimensi yang seragam. Untuk meningkatkan variasi data sekaligus mengurangi risiko *overfitting*, dilakukan proses augmentasi data berupa rotasi, translasi, *horizontal flip*, dan perubahan intensitas secara acak. Seluruh transformasi diterapkan secara identik pada citra dan mask segmentasi sehingga kesesuaian spasial antar keduanya tetap terjaga. Diagram alir pra-pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 3.

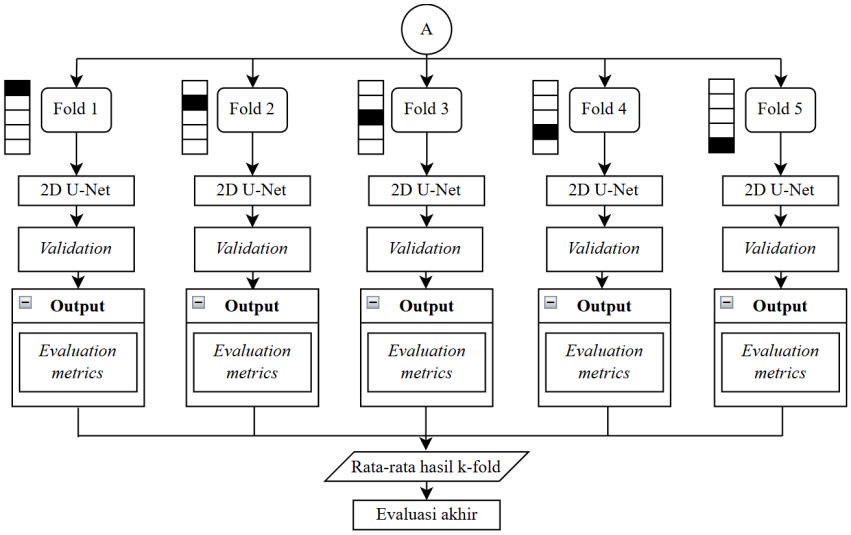


Gambar 3. Diagram alir pra-pemrosesan

2.3 Pengembangan dan Pelatihan Model

Penelitian ini membandingkan dua arsitektur segmentasi, yaitu 2D U-Net sebagai model dasar dan 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* sebagai model usulan. Arsitektur U-Net menggunakan struktur *encoder-decoder* yang dihubungkan oleh *skip connection* untuk mempertahankan informasi spasial dari setiap tingkat

ekstraksi fitur [14]. Pada model usulan, modul *Attention Gate* ditambahkan pada setiap *skip connection* untuk menyaring fitur yang relevan dan mengurangi aktivasi pada area latar belakang, sehingga model diharapkan mampu menghasilkan segmentasi yang lebih akurat terutama pada organ dengan batas anatomi yang kompleks.



Gambar 4.*Training* dan *validating*

Proses pelatihan menggunakan kombinasi *Soft Dice Loss* dan *Binary Cross Entropy* (BCE) sebagai fungsi objektif karena mampu menyeimbangkan optimasi pada area organ yang besar maupun kecil. Optimisasi parameter dilakukan menggunakan *Adam Optimizer*, sedangkan validasi model menerapkan *5-fold Stratified Group Cross Validation* berbasis pasien untuk menghindari *data leakage* sekaligus memperoleh estimasi performa yang lebih stabil pada *dataset* terbatas. Seluruh model dilatih menggunakan *hyperparameter* yang sama yang ditampilkan pada Tabel 1, sehingga perbandingan performa antara kedua arsitektur dapat dilakukan secara objektif. Tahap penetapan *hyperparameter* dilakukan setelah model selesai diinisialisasi.

Tabel 1. *Hyperparameter* yang digunakan

Hyperparameter	Variasi yang digunakan
Algoritma optimasi	AdamW
Learning rate awal	1×10^{-4}, disesuaikan dengan mekanisme *CosineAnnealingLR*
Batch size	16
Fungsi *loss*	*Soft Dice loss* dan *Binary Cross Entropy* (BCE)
Epoch	Maksimal 100 (dengan mekanisme *Dual Criteria Early Stopping*)

2.4 Evaluasi Model

Kinerja segmentasi dievaluasi dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap *ground truth* menggunakan tiga metrik geometrik, yaitu *Dice Similarity Coefficient* (DSC), *Intersection over Union* (IoU), dan *Hausdorff Distance* 95 (HD95). Nilai DSC dan IoU digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian area segmentasi terhadap anotasi dokter, sedangkan HD95 digunakan untuk mengevaluasi ketelitian batas kontur hasil segmentasi. Formula DSC, IoU, dan HD95 ditunjukkan pada Persamaan 1, 2, dan 3.

$$DSC = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \tag{1}$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{2}$$

$$HD_{95}(A,B) = P_{95}(\{\, d(a,B) \mid a \in A \,\} \cup \{\, d(b,A) \mid b \in B \,\}) \tag{3}$$

Tabel 2. Definisi notasi rumus

Notasi	Penjelasan
$\boldsymbol{DSC}$	*Dice Similarity Coefficient*, metrik untuk mengukur tingkat kesesuaian tumpang tindih (overlap) antara hasil segmentasi model dan ground truth.
$\boldsymbol{IoU}$	*Intersection over Union*, metrik untuk mengukur rasio irisan terhadap gabungan area hasil segmentasi model dan ground truth.
$\boldsymbol{TP}$ ($\boldsymbol{True\ Positive}$)	Jumlah piksel yang termasuk dalam organ pada *ground truth* dan berhasil diprediksi sebagai organ oleh model.
$\boldsymbol{FP}$ ($\boldsymbol{False\ Positive}$)	Jumlah piksel yang diprediksi sebagai bagian organ oleh model, tetapi sebenarnya bukan bagian organ menurut *ground truth*.
$\boldsymbol{FN}$ ($\boldsymbol{False\ Negative}$)	Jumlah piksel yang merupakan bagian organ menurut *ground truth*, tetapi tidak berhasil diprediksi sebagai bagian organ oleh model.
$\boldsymbol{HD_{95}(A,B)}$	*95th Percentile Hausdorff Distance*, yaitu ukuran penyimpangan jarak antara dua permukaan atau kontur segmentasi pada persentil ke-95.
$\boldsymbol{A}$	Himpunan titik pada kontur hasil segmentasi model (*predicted contour*).
$\boldsymbol{B}$	Himpunan titik pada kontur referensi atau anotasi ahli (*ground-truth contour*).
$\boldsymbol{P_{95}}$	Operator persentil ke-95, yaitu mengambil nilai pada persentil ke-95 dari kumpulan jarak yang dihitung
$\boldsymbol{d(a,B)}$	Jarak terpendek dari titik a pada kontur A ke titik terdekat pada kontur B.
$\boldsymbol{d(b,A)}$	Jarak terpendek dari titik b pada kontur B ke titik terdekat pada kontur A.
$\boldsymbol{a \in A}$	Menyatakan bahwa titik a merupakan anggota himpunan titik kontur A.
$\boldsymbol{b \in B}$	Menyatakan bahwa titik b merupakan anggota himpunan titik kontur B.
{ }	Menyatakan suatu himpunan yang berisi kumpulan nilai jarak.
∪	Operasi gabungan, yaitu menggabungkan kumpulan jarak dari A ke B dan dari B ke A

Selain evaluasi kuantitatif, dilakukan analisis statistik menggunakan *Wilcoxon Signed-Rank Test* pada tingkat signifikansi α = 0,05 untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan performa yang signifikan antara model 2D U-Net dan 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* pada masing-masing organ yang disegmentasi. Pendekatan ini digunakan karena data hasil evaluasi berasal dari pasangan pengamatan yang tidak selalu berdistribusi normal, sehingga uji nonparametrik lebih sesuai digunakan.

2.5 Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan membandingkan performa kedua model pada setiap OAR berdasarkan nilai rata-rata DSC, IoU, dan HD95 yang diperoleh dari lima *fold* validasi. Hasil evaluasi kemudian diinterpretasikan untuk mengidentifikasi organ yang memperoleh peningkatan performa setelah penambahan *Attention Gate Mechanism*. Selain itu, analisis statistik menggunakan *Wilcoxon Signed-Rank Test* digunakan untuk menentukan signifikansi perbedaan performa antar model.

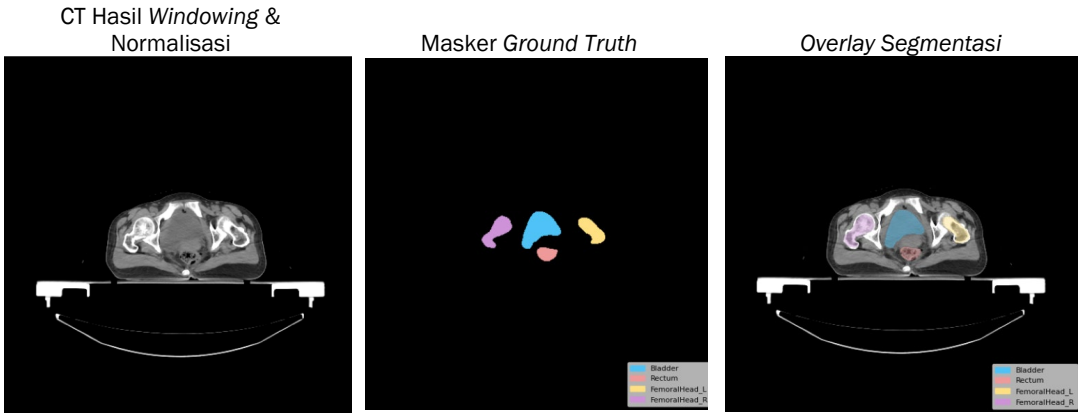
Selanjutnya, hasil penelitian dibandingkan dengan beberapa studi terdahulu mengenai segmentasi otomatis OAR pada radioterapi kanker serviks untuk mengevaluasi kesesuaian performa model yang dikembangkan terhadap penelitian sebelumnya. Analisis ini digunakan untuk menilai efektivitas penerapan *Attention Gate Mechanism* pada kondisi *dataset* klinis lokal dengan sumber daya komputasi yang terbatas, sekaligus mengidentifikasi potensi penerapannya sebagai sistem pendukung dalam proses perencanaan radioterapi.

3 Hasil dan Analisis

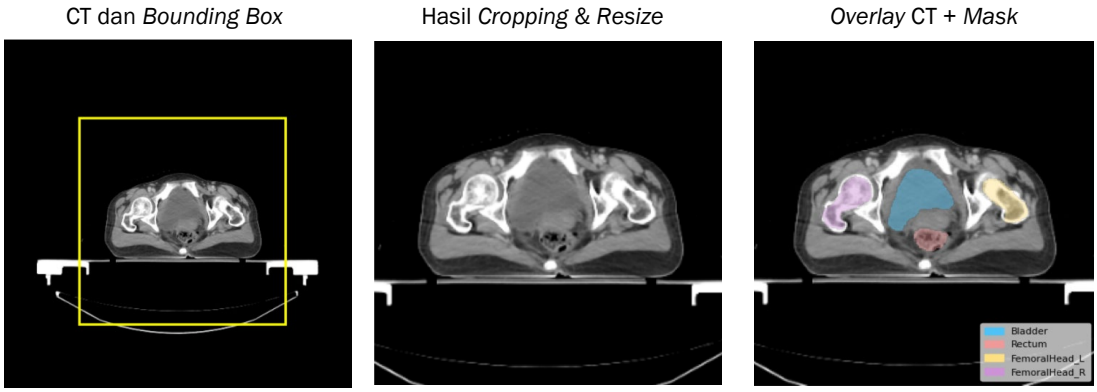
3.1 Hasil Pra-pemrosesan *Dataset*

Tahap pra-pemrosesan berhasil menghasilkan *dataset* yang seragam dan siap digunakan pada proses pelatihan model segmentasi. Seluruh citra *Computed Tomography* (CT) pelvis terlebih dahulu diekstraksi beserta masker segmentasinya, kemudian dilakukan proses windowing untuk meningkatkan kontras jaringan

lunak pada area pelvis. Intensitas citra selanjutnya dinormalisasi ke rentang 0–1 sehingga distribusi nilai piksel menjadi lebih konsisten. Setelah itu, citra dipotong (*cropping*) pada area yang mengandung struktur anatomi pelvis dan diubah ukurannya (*resize*) menjadi dimensi yang seragam agar sesuai dengan ukuran masukan model. Selain itu, dilakukan proses augmentasi data berupa rotasi, translasi, horizontal flip, dan perubahan intensitas secara acak untuk meningkatkan variasi data pelatihan tanpa mengubah karakteristik anatomi organ.



Gambar 5. Hasil ekstraksi masker label



Gambar 6. Hasil *cropping* & *resizing*

Hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa proses *windowing* mampu meningkatkan kontras antara jaringan lunak dan struktur di sekitarnya sehingga batas anatomi organ menjadi lebih mudah dikenali secara visual. Normalisasi intensitas menghasilkan distribusi nilai piksel yang lebih homogen pada seluruh *dataset* yang ditunjukkan pada Tabel 3, sedangkan proses cropping berhasil menghilangkan sebagian besar area di luar *region* pelvis sehingga informasi yang diberikan kepada model lebih terfokus pada organ target. Di sisi lain, proses *resize* memberikan ukuran citra yang konsisten pada seluruh *dataset* sehingga memudahkan proses pelatihan jaringan saraf. Augmentasi data juga menghasilkan variasi posisi dan orientasi organ tanpa mengubah bentuk anatomisnya, sehingga jumlah sampel pelatihan meningkat dan distribusi data menjadi lebih seimbang. Tahapan-tahapan tersebut penting untuk meningkatkan kualitas data masukan sekaligus mengurangi risiko *overfitting* pada proses pelatihan model, khususnya ketika jumlah *dataset* relatif terbatas. Temuan ini sejalan dengan berbagai penelitian segmentasi citra medis yang menunjukkan bahwa kombinasi normalisasi, *cropping*, dan augmentasi berperan penting dalam meningkatkan stabilitas pelatihan serta kemampuan generalisasi model *deep learning* [14], [26].

Berdasarkan distribusi *dataset*, setiap *fold* memiliki komposisi pasien yang seimbang sehingga proses validasi dapat merepresentasikan karakteristik data secara lebih objektif. Penggunaan pendekatan *Stratified Group K-Fold* juga memastikan bahwa seluruh irisan CT yang berasal dari pasien yang sama hanya berada pada satu kelompok data, sehingga potensi *data leakage* selama proses pelatihan dan validasi dapat dihindari. Pendekatan ini memberikan estimasi performa model yang lebih representatif dibandingkan pembagian data secara acak pada citra medis yang memiliki banyak irisan dari satu pasien [27]. Dengan demikian, hasil pra-pemrosesan yang diperoleh tidak hanya menghasilkan *dataset* yang lebih seragam, tetapi juga mendukung proses pelatihan yang lebih stabil dan evaluasi model yang lebih reliabel pada tahap selanjutnya.

Tabel 3.Distribusi label organ pada *dataset*

Organ-at-Risk (OAR)	Label	Jumlah kemunculan (irisan)	Total luas (piksel)	Persentase luas (%)
Bladder	1	1.859	1.356.426	0,27%
Rectum	2	3.348	791.913	0,16%
Bowel Bag	3	2.936	9.021.874	1,79%
Femoral Head Left	4	2.573	1.128.416	0,22%
Femoral Head Right	5	2.562	1.145.291	0,22%
Background	0	-	491.969.712	97,34%

3.2 Hasil Pelatihan Model

Rekapitulasi hasil pelatihan *Basic* U-Net pada lima *fold* ditunjukan pada Tabel 4, sedangkan visualisasi perkembangan *loss* dan mDSC selama proses pelatihan disajikan pada Tabel 5. Nilai *best epoch*, *best validation loss*, dan *best* mDSC yang dirangkum dalam Tabel 4 diperoleh dari hasil pemantauan kurva pelatihan dan validasi pada masing-masing *fold* sebagaimana ditampilkan pada Tabel 5. Model memperoleh rata-rata *best validation loss* sebesar 0,3606 ± 0,0204 dan rata-rata *best mDSC* sebesar 0,7661 ± 0,0240. Nilai *best mDSC* tertinggi diperoleh pada *Fold* 5 sebesar 0,7937, sedangkan nilai terendah diperoleh pada *Fold* 3 sebesar 0,7356. Model mencapai performa validasi terbaik pada rentang *epoch* ke-19 hingga ke-50. Hasil ini menjadi pembanding terhadap pelatihan *Attention* U-Net untuk menilai apakah penambahan *Attention Gate Mechanism* memberikan perbaikan yang konsisten pada performa validasi.

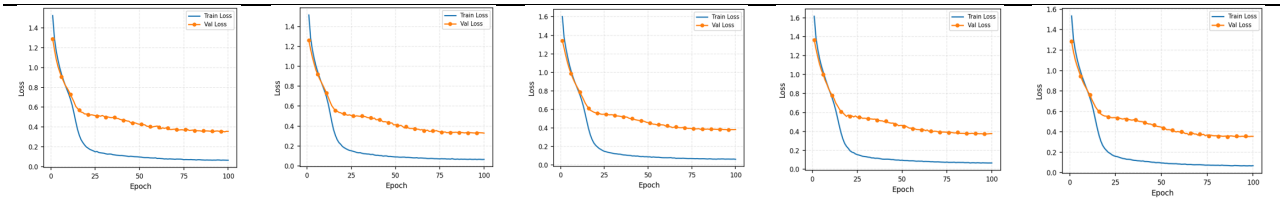
Tabel 4. Pelatihan model *basic* U-Net

Fold	*Best epoch*	*Best validation loss*	*Best* mDSC (*validation*)
1	31	0,3607	0,7688
2	27	0,3290	0,7906
3	50	0,3816	0,7356
4	19	0,3764	0,7419
5	21	0,3555	0,7937
Mean ± STD		0,3606 ± 0,0204	0,7661 ± 0,0240

Tabel 5. Hasil Pelatihan setiap *Fold* pada Model *Basic* U-Net

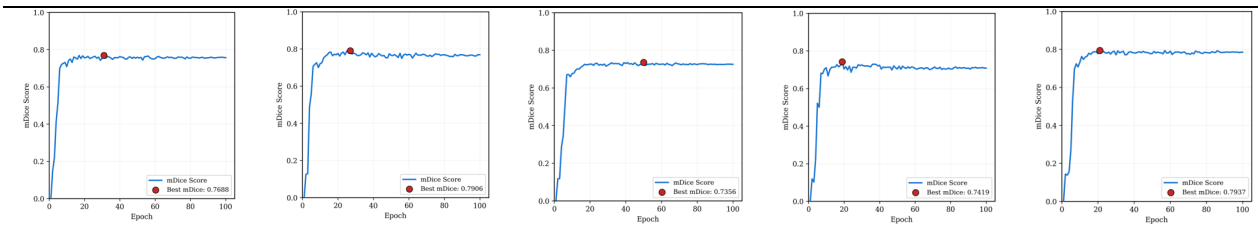
Hasil kurva *loss*

Fold 1 *Fold* 2 *Fold* 3 *Fold* 4 *Fold* 5



Hasil Kurva mDSC

Fold 1 *Fold* 2 *Fold* 3 *Fold* 4 *Fold* 5



Model 2D U-Net dan 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* berhasil dilatih menggunakan *dataset* yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan dengan skema *5-fold Stratified Group Cross Validation*. Seluruh proses pelatihan menggunakan konfigurasi *hyperparameter* yang sama sehingga perbandingan performa kedua model dapat dilakukan secara objektif. Selama proses pelatihan, nilai *training loss* dan *validation loss* mengalami penurunan secara bertahap hingga mencapai kondisi yang relatif stabil pada akhir iterasi, menunjukkan bahwa kedua model mampu mempelajari karakteristik citra CT pelvis dengan baik. Di sisi lain, nilai *Dice Similarity Coefficient* (DSC) pada data pelatihan maupun validasi menunjukkan tren peningkatan yang konsisten seiring bertambahnya jumlah *epoch*. Kurva pelatihan tersebut mengindikasikan bahwa proses optimasi berjalan dengan baik tanpa menunjukkan gejala ketidakstabilan yang signifikan. Hasil pelatihan model *Attention* U-Net tiap *fold* disajikan pada Tabel 6, sedangkan visualisasi perkembangan *loss* dan mDSC selama proses pelatihan dan validasi disajikan pada Tabel 7. Nilai *best epoch*, *best validation loss*, dan *best* mDSC yang tercantum pada Tabel 6 merupakan hasil rekapitulasi dari kurva pelatihan dan validasi pada masing-masing *fold* yang ditampilkan pada Tabel 7.

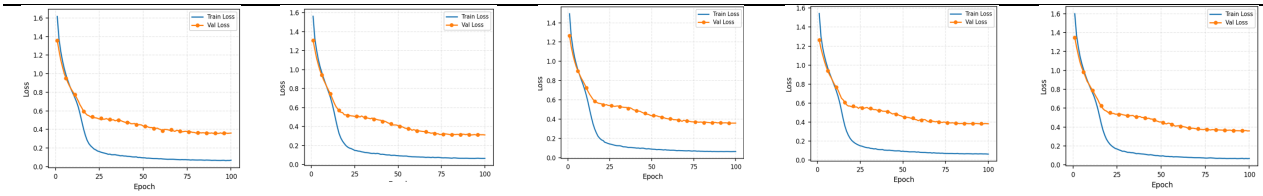
Tabel 6. Pelatihan model *attention* U-Net

Fold	*Best Epoch*	*Best Validation Loss*	*Best* mDSC (*Validation*)
1	34	0,3607	0,7723
2	47	0,3117	0,7861
3	22	0,3585	0,7386
4	18	0,3585	0,7357
5	35	0,3591	0,7989
Mean ± STD		0,3545 ± 0,0257	0,7665 ± 0,0253

Tabel 7. Hasil pelatihan setiap *fold* pada model *attention* U-Net

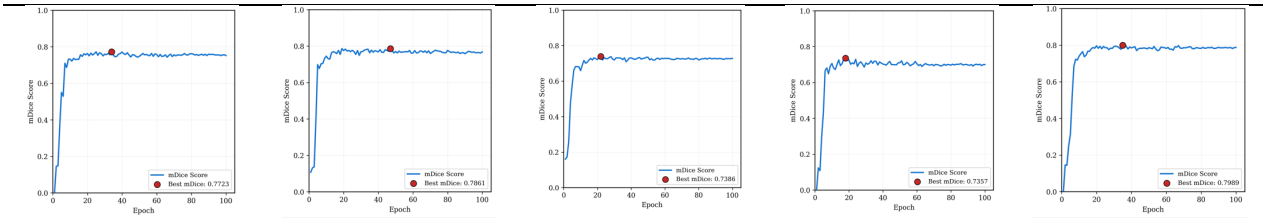
Hasil kurva *loss*

Fold 1 *Fold* 2 *Fold* 3 *Fold* 4 *Fold* 5



Hasil Kurva mDSC

Fold 1 *Fold* 2 *Fold* 3 *Fold* 4 *Fold* 5



Secara keseluruhan, model mencapai rata-rata *best validation loss* sebesar 0,3545 ± 0,0257 dan rata-rata *best Dice Similarity Coefficient* (mDSC) sebesar 0,7665 ± 0,0253. Nilai mDSC tertinggi diperoleh pada Fold 5 sebesar 0,7989, sedangkan nilai terendah diperoleh pada *Fold* 4 sebesar 0,7357. Model mencapai performa validasi terbaik pada rentang *epoch* ke-18 hingga ke-47, dengan rata-rata sekitar *epoch* ke-31. Pelatihan dilakukan hingga maksimal 100 *epoch* dengan menerapkan mekanisme *Dual Criteria Early Stopping* berdasarkan pemantauan *validation loss* dan mDSC, serta menyimpan bobot model terbaik melalui mekanisme *checkpoint*. Perbedaan *best epoch* antar-*fold* menunjukkan adanya variasi dinamika pembelajaran dan waktu tercapainya performa validasi terbaik pada setiap pembagian *dataset*. Variasi tersebut dapat berkaitan dengan perbedaan komposisi data pelatihan dan validasi serta karakteristik anatomi pasien pada masing-masing *fold*. Meskipun demikian, *best epoch* tidak selalu menunjukkan epoch ketika pelatihan benar-benar dihentikan, karena penentuan bobot terbaik dan mekanisme *early stopping* merupakan dua hal yang berbeda. Nilai mDSC yang relatif berdekatan antar-*fold* menunjukkan bahwa performa validasi model tidak mengalami variasi yang terlalu besar, meskipun perbedaan performa tetap ditemukan. Secara

keseluruhan, hasil ini menggambarkan dinamika pelatihan *Attention* U-Net pada berbagai pembagian *dataset* dan menjadi dasar untuk mengevaluasi performa segmentasi pada tingkat organ menggunakan metrik DSC, IoU, dan HD95.

Berdasarkan hasil pelatihan, model 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* menunjukkan proses konvergensi yang lebih stabil dibandingkan model 2D U-Net, yang ditunjukkan oleh fluktuasi *validation loss* yang lebih kecil serta peningkatan nilai *validation* DSC yang lebih konsisten pada setiap *fold*. Penambahan modul *Attention Gate* memungkinkan jaringan memfokuskan perhatian pada fitur-fitur yang berkaitan dengan organ target sekaligus menekan aktivasi pada area latar belakang yang tidak relevan, sehingga representasi fitur yang diteruskan dari *encoder* ke *decoder* menjadi lebih selektif. Mekanisme ini membantu mempertahankan informasi spasial yang penting selama proses segmentasi dan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali batas anatomi organ yang memiliki kontras rendah maupun bentuk yang kompleks. *Attention Gate* mampu meningkatkan kemampuan lokalisasi struktur anatomi serta mengurangi respons terhadap fitur yang tidak relevan pada segmentasi citra medis [24]. Mekanisme *attention* dapat meningkatkan sensitivitas model terhadap struktur anatomi yang kecil dan kompleks sehingga menghasilkan proses pembelajaran yang lebih efektif [18].

3.3 Evaluasi Performa Segmentasi

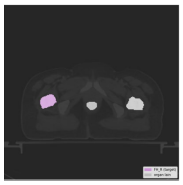
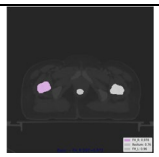
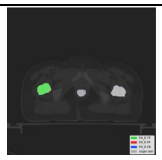
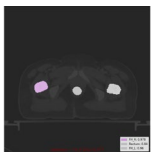
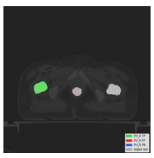
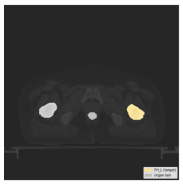
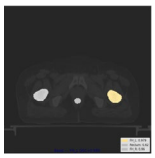
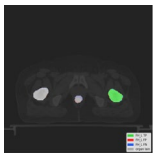
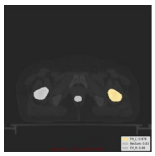
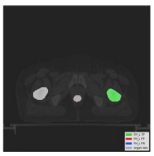
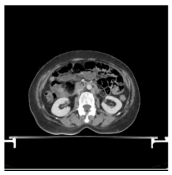
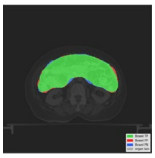
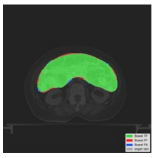
Evaluasi performa segmentasi dilakukan untuk membandingkan hasil prediksi 2D U-Net dan 2D U-Net dengan *Attention Gate Mechanism* terhadap *ground truth* menggunakan metrik *Dice Similarity Coefficient* (DSC), *Intersection over Union* (IoU), dan *Hausdorff Distance* 95 (HD95). Ketiga metrik tersebut digunakan karena mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai tingkat kesesuaian area segmentasi serta ketelitian batas kontur yang dihasilkan model. Rekapitulasi hasil evaluasi pada seluruh *Organ-at-Risk* (OAR) disajikan pada Tabel 8. Berdasarkan hasil evaluasi, kedua model mampu menghasilkan segmentasi dengan tingkat kesesuaian yang baik pada sebagian besar organ, namun model yang dilengkapi *Attention Gate Mechanism* menunjukkan kecenderungan memberikan hasil yang lebih akurat pada beberapa organ dengan karakteristik anatomi yang lebih kompleks.

Tabel 8. Perbandingan performa segmentasi *Organ-at-Risk*

Organ	Model	DSC (*Mean* ± SD)	IoU (*Mean* ± SD)	HD95 (mm) (Mean ± SD)
Femoral Head Left	*Basic* U-Net	0,8802 ± 0,0297	0,8151 ± 0,0256	16,43 ± 14,60
	Attention U-Net	0,8772 ± 0,0237	0,8128 ± 0,0218	12,63 ± 9,17
Femoral Head Right	*Basic* U-Net	0,8760 ± 0,0333	0,8103 ± 0,0277	13,67 ± 8,80
	Attention U-Net	0,8744 ± 0,0333	0,8105 ± 0,0278	12,96 ± 9,12
Bladder	*Basic* U-Net	0,7501 ± 0,0368	0,6636 ± 0,0373	22,90 ± 9,65
	Attention U-Net	0,7520 ± 0,0355	0,6637 ± 0,0413	20,34 ± 5,45
Rectum	*Basic* U-Net	0,7385 ± 0,0273	0,6238 ± 0,0284	26,91 ± 4,01
	Attention U-Net	0,7450 ± 0,0296	0,6327 ± 0,0321	17,58 ± 6,95
Bowel Bag	*Basic* U-Net	0,7473 ± 0,0379	0,6584 ± 0,0373	30,75 ± 3,96
	Attention U-Net	0,7270 ± 0,0537	0,6396 ± 0,0537	33,12 ± 6,10

Secara umum, peningkatan performa model *Attention* U-Net tidak terjadi secara merata pada seluruh organ. Organ dengan batas anatomi yang jelas, seperti *femoral heads*, menunjukkan nilai DSC dan IoU yang relatif tinggi pada kedua model karena memiliki kontras yang baik terhadap jaringan di sekitarnya. Sebaliknya, *rectum* dan terutama *bowel bag* menunjukkan performa yang lebih rendah akibat variasi bentuk dan volume antar pasien serta kontras jaringan lunak yang relatif rendah pada citra CT. Meskipun *Attention Gate Mechanism* dapat membantu model memfokuskan ekstraksi fitur pada area yang relevan dan meningkatkan lokalisasi struktur anatomi dengan bentuk kompleks serta batas organ yang kurang jelas [18], efektivitasnya tetap dipengaruhi oleh variasi anatomi dan kualitas citra yang digunakan [27]. Hal ini terlihat pada segmentasi *bowel bag*, ketika nilai DSC menurun dari 0,7473 pada model 2D U-Net menjadi 0,7270 pada *Attention* U-Net, sedangkan nilai HD95 meningkat dari 30,75 mm menjadi 33,12 mm. Penurunan ini berkaitan dengan bentuk dan posisi *bowel bag* yang bervariasi serta batas jaringan yang sulit dibedakan dari jaringan lunak di sekitarnya. Keberadaan gas di dalam usus juga berpotensi menimbulkan variasi intensitas pada citra CT yang menyulitkan identifikasi batas organ.

Tabel 9. Perbandingan performa citra CT vs. *ground truth* vs. *basic* U-Net vs. *attention* U-Net

Model	CT Input	*Ground truth*	Hasil segmentasi	*Error map*
Basic U-Net *(Femoral Head Right)*				
			DSC=0,978	
Attention U-Net *(Femoral Head Right)*				
			DSC=0,978	
Basic U-Net *(Femoral Head Left)*				
			DSC=0,979	
Attention U-Net *(Femoral Head Left)*				
			DSC=0,976	
Basic U-Net *(Bowel Bag)*				
			DSC=0,974	
Attention U-Net (*Bowel Bag*)				
			DSC=0,975	

Selain analisis kuantitatif, evaluasi visual menunjukkan bahwa model *Attention* U-Net menghasilkan kontur yang lebih mengikuti bentuk anatomi pada beberapa kasus, terutama di area batas organ yang berdekatan dengan jaringan lain. Meskipun demikian, kesalahan segmentasi masih ditemukan pada organ dengan deformasi tinggi, khususnya *bowel bag*. Temuan ini menunjukkan bahwa penambahan *Attention Gate Mechanism* tidak secara otomatis meningkatkan kualitas segmentasi seluruh organ karena kompleksitas anatomi dan kejelasan batas jaringan tetap menjadi tantangan dalam segmentasi otomatis berbasis *deep learning*. Oleh karena itu, efektivitas mekanisme atensi perlu dievaluasi berdasarkan karakteristik masing-masing organ dengan mempertimbangkan kesesuaian area, ketelitian batas kontur, serta signifikansi perbedaan performa antar model. Analisis statistik dan perbandingan performa kedua model selanjutnya dibahas pada subbab berikutnya.

3.4 Analisis Efektivitas *Attention Gate*

Untuk mengevaluasi efektivitas *Attention Gate Mechanism*, dilakukan analisis komparatif terhadap performa model Basic U-Net dan Attention U-Net menggunakan metrik *Dice Similarity Coefficient* (DSC), *Intersection over Union* (IoU), dan *Hausdorff Distance* 95 (HD95). Perubahan nilai setiap metrik dihitung untuk seluruh organ-at-risk guna mengidentifikasi arah dan besarnya pengaruh penambahan mekanisme atensi terhadap kualitas segmentasi. Rekapitulasi perubahan nilai metrik disajikan pada Tabel 10, yang menunjukkan bahwa peningkatan performa tidak terjadi secara seragam pada seluruh organ. Beberapa organ mengalami

peningkatan nilai DSC dan IoU yang disertai penurunan HD95, sedangkan organ lainnya hanya menunjukkan perubahan yang relatif kecil. Variasi tersebut mengindikasikan bahwa kontribusi *Attention Gate* sangat dipengaruhi oleh karakteristik anatomi, kompleksitas bentuk organ, serta tingkat kontras jaringan pada citra CT.

Tabel 10. Perubahan nilai metrik antar model

OAR	ΔDSC	ΔIoU	ΔHD_{95}	Arah perubahan
Bladder	+0,0019	+0,0001	-2,56	DSC↑tipis; HD_{95}↓(lebih presisi)
Rectum	+0,0065	+0,0089	+0,67	DSC/Iou↑tipis; HD_{95}↑ (sedikit memburuk)
Bowel bag	-0,0203	-0,0188	+2,37	Performa seluruh metrik menurun
Femoral head right	-0,0016	-0,0002	-3,80	Relatif setara; HD_{95}↓(lebih presisi)
Femoral head left	-0,0030	+0,0023	-0,71	DSC↓tipis; HD_{95}↓(lebih presisi)
Mean	-0,0034	-0,0024	-0,80	Perubahan dominan pada HD_{95}

Sebelum dilakukan pengujian hipotesis, distribusi data perubahan metrik terlebih dahulu dievaluasi menggunakan uji normalitas *Kolmogorov–Smirnov*, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 11. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagian data tidak memenuhi asumsi distribusi normal sehingga pendekatan statistik parametrik tidak dapat diterapkan secara langsung. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan *Wilcoxon Signed-Rank Test* sebagai metode nonparametrik yang sesuai untuk membandingkan performa dua model pada data berpasangan. Pendekatan ini memberikan evaluasi yang lebih *robust* terhadap signifikansi perubahan performa tanpa mensyaratkan distribusi data normal, sehingga hasil analisis menjadi lebih representatif terhadap karakteristik data segmentasi medis yang umumnya memiliki variasi antar pasien.

Tabel 11. Hasil uji normalitas *Kolmogorov–Smirnov*

Organ	Metrik	*Basic* U-Net		*Attention* U-Net		Distribusi
		N	*p-value*	N	*p-value*	
Bladder	DSC	99	0,000	99	0,000	Tidak normal
	HD_{95}	99	0,000	99	0,000	Tidak normal
Rectum	DSC	98	0,000	98	0,000	Tidak normal
	HD_{95}	98	0,000	98	0,000	Tidak normal
Bowel bag	DSC	57	0,028	57	0,320	Normal
	HD_{95}	57	0,000	57	0,000	Tidak normal
Femoral head left	DSC	100	0,000	100	0,000	Tidak normal
	HD_{95}	100	0,000	100	0,000	Tidak normal
Femoral head right	DSC	100	0,000	100	0,000	Tidak normal
	HD_{95}	100	0,000	100	0,000	Tidak normal

Keterangan : variasi nilai N disebabkan oleh perbedaan jumlah irisan (s*lice*) CT antar organ dan pasien

Hasil uji *Wilcoxon Signed-Rank* pada Tabel 12 menunjukkan bahwa pengaruh *Attention Gate Mechanism* terhadap performa segmentasi bersifat organ-spesifik dan tidak menghasilkan peningkatan yang signifikan pada seluruh OAR. Perbedaan signifikan ditemukan pada metrik HD95 *left femoral head* serta metrik DSC dan HD95 *right femoral head*, sedangkan pada *bladder*, *rectum*, dan *bowel bag* perbedaan performa kedua model belum signifikan secara statistik. Temuan ini menegaskan bahwa penambahan mekanisme atensi tidak secara otomatis meningkatkan kualitas segmentasi seluruh organ, sehingga efektivitasnya perlu dievaluasi berdasarkan karakteristik anatomi dan metrik evaluasi masing-masing organ.

Tabel 12. Hasil uji *Wilcoxon signed-rank test*

Organ	Metrik	*Z*	*p-value*	Keputusan
Bladder	DSC	-0,817	0,414	H_0 diterima
	HD_{95}	-1,380	0,168	H_0 diterima
Rectum	DSC	-1,327	0,184	H_0 diterima
	HD_{95}	-0,342	0,732	H_0 diterima
Bowel bag	DSC	-0,926	0,355	H_0 diterima
	HD_{95}	0,759	0,448	H_0 diterima
Femoral head left	DSC	-1,717	0,086	H_0 diterima
	HD_{95}	-2,763	0,006	H_1 diterima
Femoral head right	DSC	-3,187	0,001	H_1 diterima
	HD_{95}	-2,477	0,013	H_1 diterima

Rangkuman hasil evaluasi pada Tabel 13 memperlihatkan bahwa *Attention Gate* memberikan keuntungan yang lebih nyata pada organ dengan batas anatomi yang kompleks, kontras jaringan yang rendah, serta variasi bentuk yang tinggi, karena mekanisme ini mampu menyeleksi fitur spasial yang lebih relevan selama proses *feature fusion* pada *skip connection*. Sebaliknya, pada organ yang memiliki batas anatomi jelas dan kontras tinggi, informasi spasial yang telah dipelajari oleh *Basic* U-Net sudah cukup untuk menghasilkan segmentasi yang baik sehingga kontribusi tambahan dari mekanisme atensi menjadi relatif terbatas. *Attention Gate* meningkatkan kemampuan jaringan dalam memfokuskan perhatian pada struktur target sekaligus menekan aktivasi fitur yang tidak relevan, terutama pada tugas segmentasi struktur anatomi yang kompleks[18]. Secara keseluruhan, hasil analisis statistik menunjukkan bahwa integrasi *Attention Gate Mechanism* mampu meningkatkan kualitas segmentasi pada kondisi tertentu tanpa mengurangi stabilitas proses pelatihan, sehingga berpotensi meningkatkan keandalan segmentasi otomatis *Organ-at-Risk* pada perencanaan radioterapi kanker serviks.

Tabel 13. Rangkuman efektivitas *Attention Gate*

Organ	Kontras CT	Bentuk	Distribusi spasial	Hasil
Femoral head	Tinggi	Konsisten	Terlokalisasi	Signifikan pada HD_{95} dan/atau DSC
Bladder	Sedang-tinggi	Relatif konsisten	Terlokalisasi	Tidak signifikan
Rectum	Rendah	Bervariasi	Memanjang	Tidak signifikan
Bowel bag	Rendah	Sangat bervariasi	Luas	Performa menurun

4 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengevaluasi model 2D U-Net dengan integrasi *Attention Gate Mechanism* untuk segmentasi otomatis lima *Organ-at-Risk* (OAR) pelvis pada citra CT 100 pasien kanker serviks menggunakan skema *5-fold Stratified Group Cross Validation*. Model menunjukkan proses pelatihan yang stabil dengan rata-rata *best validation loss* sebesar 0,3545 ± 0,0257 dan *mean Dice Similarity Coefficient* (mDSC) validasi sebesar 0,7665 ± 0,0253. Pada evaluasi per organ, performa segmentasi terbaik diperoleh pada *femoral heads* dengan nilai DSC sebesar 0,8772–0,8802, diikuti oleh *bladder* (0,7520), *rectum* (0,7450), dan *bowel bag* (0,7270). Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan segmentasi otomatis dengan baik pada struktur anatomi yang memiliki batas kontur jelas, namun masih menghadapi tantangan pada organ jaringan lunak dengan kontras rendah dan variasi bentuk yang tinggi.

Analisis komparatif menunjukkan bahwa penambahan *Attention Gate Mechanism* belum memberikan peningkatan performa yang konsisten terhadap seluruh OAR. Secara global, *Attention* U-Net hanya meningkatkan mDSC sebesar Δ = +0,0004 dibandingkan *Basic* U-Net, meskipun menghasilkan *validation loss* yang lebih rendah (0,3545 dibandingkan 0,3606), yang mengindikasikan peningkatan kualitas prediksi pada tingkat piksel. Hasil *Wilcoxon Signed-Rank Test* (α = 0,05) menunjukkan bahwa perbedaan yang signifikan hanya ditemukan pada HD95 *femoral head left* (p = 0,006) serta DSC dan HD95 *femoral head right* (p = 0,001 dan p = 0,013), sedangkan delapan pasangan metrik lainnya tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan. Selain itu, performa segmentasi *bowel bag* justru mengalami penurunan (ΔDSC = −0,0203; ΔHD95

= +2,37 mm). Temuan ini menunjukkan bahwa efektivitas *Attention Gate* bersifat organ-spesifik, sehingga penerapannya lebih bermanfaat pada struktur dengan batas anatomi yang relatif stabil dibandingkan organ jaringan lunak yang memiliki deformasi dan heterogenitas anatomi tinggi.

Pengembangan penelitian lebih lanjut dapat diarahkan pada evaluasi metode segmentasi alternatif, seperti *Residual U-Net* atau *U-Net++*, untuk membandingkan kemampuan ekstraksi fitur dan ketepatan delineasi kontur organ dengan model yang digunakan dalam penelitian ini. Perbandingan tersebut diharapkan dapat mengidentifikasi pendekatan yang lebih optimal dalam meningkatkan kualitas segmentasi *organs at risk* (OAR), khususnya pada organ dengan bentuk dan batas anatomi yang bervariasi.

Ucapan Terima kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh dosen dan peneliti Program Studi Teknik Biomedis, Institut Teknologi Sumatera (ITERA), atas dukungan akademik, diskusi ilmiah, dan masukan yang berkontribusi terhadap penyempurnaan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh tim Instalasi Radioterapi RSUD Dr. H. Abdul Moeloek, Bandar Lampung, khususnya para fisikawan medis dan dokter spesialis onkologi radiasi, atas dukungan dalam penyediaan data, validasi klinis, serta berbagai masukan yang sangat membantu dalam proses pengembangan dan evaluasi sistem segmentasi otomatis *Organ-at-Risk* (OAR) pada penelitian ini.

Nomenklatur

AG	=	*Attention Gate*
BCE	=	*Binary Cross Entropy*
CNN	=	*Convolutional Neural Network*
CT	=	*Computed Tomography*
DSC	=	*Dice Similarity Coefficient*
EBRT	=	*External Beam Radiation Therapy*
HD95	=	*95th Percentile Hausdorff Distance*
IoU	=	*Intersection over Union*
mDSC	=	*Mean Dice Similarity Coefficient*
OAR	=	*Organ-at-Risk*
ROI	=	*Region of Interest*
RTSTRUCT	=	*Radiation Therapy Structure Set*
TPS	=	*Treatment Planning System*
U-Net	=	*U-shaped Convolutional Neural Network*

Referensi

[1] World Health Organization, “Cervical Cancer”. World Health Organization. Accessed : Oct. 12, 2025 [Online.] Available : https://www.who.int/news-room/cervical-cancer.
[2] D. Singh et al., “Global estimates of incidence and mortality of cervical cancer in 2020: a baseline analysis of the WHO global cervical cancer elimination initiative,” *Lancet Glob. Health*, vol. 11, no. 2, 2023. https://doi.org/10.1016/S2214-109X(22)00501-0
[3] W. C. R. Fund, “Cervical cancer statistics”. World Cancer Research Fund. Accessed : Oct. 12, 2025 [Online]]. Available : https://www-wcrf-org.translate.goog/cervical-cancer-statistics .
[4] International Atomic Energy Agency (IAEA), *Radiation Protection in the Design of Radiotherapy Facilities*, Safety Report Series no. 47, IAEA, 2006.
[5] G. P. Glasgow, “ Structural shielding design and evaluation for megavoltage X- and gamma-ray radiotherapy facilities ,” *Med. Phys.*, vol. 33, no. 9, 2006. https://doi.org/10.1118/1.2336250
[6] J. Wang, Y. Chen, H. Xie, L. Luo, and Q. Tang, “Evaluation of auto-segmentation for EBRT planning structures using deep learning-based workflow on cervical cancer,” *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, 2022. https://doi.org/10.1038/s41598-022-18084-0
[7] S. K. Vinod, M. G. Jameson, M. Min, and L. C. Holloway, “Uncertainties in volume delineation in radiation oncology: A systematic review and recommendations for future studies,” *Radiotherapy and Oncology,* vol. 121, no. 2, pp. 169–179, Nov. 2016. https://doi.org/10.1016/j.radonc.2016.09.009

[8] S. K. Vinod, M. Min, M. G. Jameson, and L. C. Holloway, "A review of interventions to reduce inter-observer variability in volume delineation in radiation oncology," *J. Med. Imaging Rad Onc* ,vol. 60 no. 3, pp. 393 – 406, Jun. 2016. https://doi.org/10.1111/1754-9485.12462
[9] J. F. Daisne and A. Blumhofer, "Atlas-based automatic segmentation of head and neck organs at risk and nodal target volumes: A clinical validation," *Radiation Oncology*, vol. 8, no. 1, 2013. https://doi.org/10.1186/1748-717X-8-154
[10] E. Shelhamer, J. Long, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 39, no. 4, 2017. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2572683
[11] V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla, "SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 39, no. 12, 2017. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615
[12] S. Jegou, M. Drozdzal, D. Vazquez, A. Romero, and Y. Bengio, "The one hundred layers tiramisu: fully convolutional DenseNets for semantic segmentation," in IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2017. https://doi.org/10.1109/CVPRW.2017.156
[13] L. C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," in Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_49
[14] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," in Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2015. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
[15] Z. Liu *et al.*, "Segmentation of organs-at-risk in cervical cancer CT images with a convolutional neural network," *Physica Medica*, vol. 69, 2020. https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2019.12.008
[16] D. J. Rhee *et al.*, "Automatic contouring system for cervical cancer using convolutional neural networks," *Med. Phys.*, vol. 47, no. 11, 2020. https://doi.org/10.1002/mp.14467
[17] D. Duprez, C. Trauernicht, H. Simonds, and O. Williams, "Self-configuring nnU-Net for automatic delineation of the organs at risk and target in high-dose rate cervical brachytherapy, a low/middle-income country's experience," *J. Appl. Clin. Med. Phys.*, vol. 24, no. 8, 2023. https://doi.org/10.1002/acm2.13988
[18] J. Schlemper *et al.*, "Attention gated networks: Learning to leverage salient regions in medical images," *Med. Image Anal.*, vol. 53, 2019. https://doi.org/10.1016/j.media.2019.01.012
[19] M. Lempart *et al.*, "Pelvic U-Net: multi-label semantic segmentation of pelvic organs at risk for radiation therapy anal cancer patients using a deeply supervised shuffle attention convolutional neural network," *Radiation Oncology*, vol. 17, no. 1, 2022. https://doi.org/10.1186/s13014-022-02088-1
[20] A. Esteva *et al.*, "A guide to deep learning in healthcare," *Nat Med,* vol. 25, no. 1, pp. 24–29, Jan. 2019, https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z
[21] G. Litjens *et al.*, "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical Image Analysis,* vol. 42, pp. 60–88, Dec. 2017. https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005
[22] Y. S. Yoo *et al.*, "Comparison of 2D, 2.5D, and 3D segmentation networks for maxillary sinuses and lesions in CBCT images," *BMC Oral Health*, vol. 23, no. 1, 2023. https://doi.org/10.1186/s12903-023-03607-6
[23] M. Srikrishna *et al.*, "Comparison of two-dimensional- and three-dimensional-based U-Net architectures for brain tissue classification in one-dimensional brain CT," *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 15, 2022. https://doi.org/10.3389/fncom.2021.785244
[24] S. Kundu, V. Karale, G. Ghorai, G. Sarkar, S. Ghosh, and A. K. Dhara, "Nested U-Net for segmentation of red lesions in retinal fundus images and sub-image classification for removal of false positives," *J. Digit Imaging*, vol 35 no 5, pp 1111 – 1119, Oct 2022. https://doi.org/10.1007/s10278-022-00629-4
[25] F. X. Ferdinandus, E. M. Yuniarno, I. K. E. Purnama, and M. H. Purnomo, "Covid-19 lung segmentation using U-Net CNN based on computed tomography image," in CIVEMSA 2022 - IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications, Proceedings, 2022. https://doi.org/10.1109/CIVEMSA53371.2022.9853695
[26] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning," *J. Big Data*, vol. 6, no. 1, 2019. https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0
[27] F. Isensee, P. F. Jaeger, S. A. A. Kohl, J. Petersen, and K. H. Maier-Hein, "nnU-Net: A self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation," *Nat. Methods*, vol. 18, no. 2, 2021 https://doi.org/10.1038/s41592-020-01008-z