

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Kanker ginjal merupakan salah satu masalah kesehatan serius dengan tingkat insidensi yang terus meningkat secara global. Berdasarkan data Global Cancer Statistics (GLOBOCAN) tahun 2022, diperkirakan terdapat lebih dari 434.000 kasus baru kanker ginjal di seluruh dunia dengan angka kematian mencapai lebih dari 155.000 jiwa (Medicine, 2026). Di Indonesia, tren penyakit ginjal, termasuk tumor dan keganasan, juga menunjukkan peningkatan yang signifikan seiring dengan perubahan gaya hidup dan peningkatan faktor risiko seperti hipertensi dan obesitas (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2025). Deteksi dini dan diagnosis yang akurat sangat krusial untuk menentukan strategi pengobatan yang tepat, seperti keputusan untuk melakukan nefrektomi parsial (pengangkatan tumor saja) atau radikal (pengangkatan seluruh ginjal). Modalitas pencitraan medis yang menjadi standar emas (*gold standard*) dalam diagnosis tumor ginjal adalah Computed Tomography (CT) Scan. Citra CT Scan memberikan informasi anatomis yang mendetail mengenai lokasi, ukuran, dan bentuk tumor (Schieda, 2025).

Namun, analisis manual terhadap citra CT Scan menghadapi tantangan besar. Radiolog harus melakukan segmentasi atau delineasi batas tumor secara *slice-by-slice* pada ratusan potongan gambar untuk satu pasien, yang memakan waktu lama dan rentan terhadap variabilitas antar-pengamat (*inter-observer variability*) (Heller, 2021). Selain itu, tumor ginjal memiliki variasi morfologi yang sangat tinggi dan sering kali memiliki kontras yang rendah (*iso-dense*) dengan jaringan ginjal normal atau organ sekitarnya, sehingga sulit dibedakan secara visual, terutama pada fase non-kontras (Schieda, 2025).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Deep Learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), telah menawarkan solusi otomatisasi untuk segmentasi citra medis. Arsitektur U-Net kini diakui sebagai metode yang paling populer dan efektif untuk menangani dataset terbatas melalui struktur *encoder-decoder*, sebagaimana diulas secara komprehensif dalam studi terbaru (Azad, 2025). Meskipun demikian, U-Net standar memiliki keterbatasan

dalam menangkap fitur konteks global dan sering mengalami kesulitan dalam membedakan batas tumor yang samar (Li, 2025).

Pada jaringan yang dalam, U-Net juga rentan terhadap masalah gradien yang hilang (*vanishing gradient*), yang menghambat proses pembelajaran fitur yang kompleks (Li, 2025).

Untuk mengatasi kelemahan tersebut, penelitian terkini mulai mengembangkan arsitektur hibrida. Penambahan blok Residual (dari ResNet) ke dalam U-Net memungkinkan jaringan menjadi lebih dalam tanpa degradasi performa, memfasilitasi ekstraksi fitur yang lebih kaya (Jin, 2021). Di sisi lain, mekanisme *Attention (Attention Gate)* telah diterapkan secara luas dalam penelitian terkini untuk memimik sistem visual manusia, yang secara otomatis memberikan bobot lebih pada area target (tumor) dan menekan fitur latar belakang yang tidak relevan, sehingga efektif mengurangi *false positive* (Jin Q. , 2021).

Gabungan kedua metode ini, yang dikenal sebagai Hybrid Residual-Attention U-Net, diharapkan dapat menghasilkan performa segmentasi yang superior dibandingkan model U-Net standar maupun varian tunggalnya (hanya Residual atau hanya Attention) (Luo, 2022). Namun, implementasi metode ini pada kasus tumor ginjal dengan karakteristik dataset yang spesifik masih membutuhkan pengujian empiris lebih lanjut untuk membuktikan efektivitasnya dalam meningkatkan metrik akurasi seperti Dice Similarity Coefficient (DSC). Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis mengangkat judul "Implementasi Metode Hybrid Residual-Attention U-Net untuk Segmentasi Semantik Tumor Ginjal pada Citra CT Scan" dalam penelitian skripsi ini.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini difokuskan pada dua poin utama:

1. Bagaimana merancang dan mengimplementasikan arsitektur Hybrid Residual-Attention U-Net yang optimal untuk melakukan segmentasi semantik pada objek ginjal dan tumor dalam dataset KiTS23?

2. Bagaimana efektivitas arsitektur *Hybrid Residual-Attention U-Net* dalam meningkatkan akurasi segmentasi tumor berbatas kompleks dibandingkan U-Net standar?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah dan tetap fokus pada tujuan yang ingin dicapai, penulis menetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. Sumber Data: Penelitian ini menggunakan data sekunder dari dataset publik *Kidney Tumor Segmentation Challenge 2023 (KiTS23)* (Heller, Isensee, Trofimova, Tejpau, & al., 2023). Penggunaan dataset terbaru ini dipilih untuk memberikan keunggulan pada aspek kuantitas dan variabilitas data dibandingkan generasi dataset sebelumnya.
2. Objek Segmentasi: Fokus segmentasi dibatasi secara spesifik pada dua kelas semantik utama, yaitu Ginjal (*Kidney*) dan Tumor (*Tumor*). Area di luar kedua objek tersebut dikategorikan sebagai latar belakang (*background*).
3. Metode: Algoritma yang diimplementasikan adalah *Hybrid Residual-Attention U-Net*. Penelitian ini tidak membahas metode segmentasi konvensional berbasis pengolahan citra tradisional atau deteksi patologi ginjal di luar kasus tumor.
4. Pra-pemrosesan: Tahap *preprocessing* dibatasi pada teknik *resizing*, normalisasi intensitas (*windowing*), dan augmentasi data sederhana. Penelitian ini tidak mencakup teknik rekonstruksi citra 3D yang memiliki kompleksitas komputasi tinggi.
5. Evaluasi: Kinerja model diukur menggunakan metrik kuantitatif standar segmentasi medis yang berfokus pada *Dice Similarity Coefficient* (DSC) dan analisis *pixel-level* melalui *Confusion Matrix*. Metrik tambahan seperti *Intersection over Union* (IoU) digunakan sebagai pendukung validasi hasil.

1.4 Tujuan penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dari pelaksanaan penelitian ini adalah:

1. Membangun model *Deep Learning* dengan arsitektur *Hybrid Residual-Attention U-Net* untuk melakukan segmentasi otomatis pada objek ginjal serta tumor ginjal menggunakan dataset KiTS23.
2. Membuktikan secara empiris peningkatan performa akurasi segmentasi melalui analisis perbandingan nilai *Dice Score* dan *IoU* antara model yang dikembangkan dengan arsitektur *U-Net* dasar.

1.5 Manfaat penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoretis:
 - a. Memberikan kontribusi ilmiah pada bidang Informatika Medis dan *Computer Vision* mengenai efektivitas arsitektur *Hybrid Residual-Attention U-Net* dalam menangani tantangan segmentasi organ bertekstur lunak dan ber-kontras rendah (*low-contrast*).
 - b. Menjadi referensi mengenai performa arsitektur *hybrid* saat diimplementasikan pada dataset berskala besar dan terbaru (KiTS23).
2. Manfaat Praktis:
 - a. Bagi Akademisi: Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam pengembangan algoritma segmentasi citra medis yang lebih efisien dan akurat, terutama dalam pemanfaatan mekanisme *residual learning* dan *attention gate*.
 - b. Bagi Dunia Medis: Memberikan potensi pengembangan purwarupa sistem *Computer-Aided Diagnosis* (CAD) yang dapat membantu radiolog dalam mempercepat proses delineasi tumor secara otomatis dan meningkatkan konsistensi diagnosis antar-pengamat (*inter-observer*).
 - c. Bagi Penulis: Meningkatkan pemahaman dan keterampilan dalam mengimplementasikan teknologi *Deep Learning* tingkat lanjut untuk menyelesaikan permasalahan nyata di bidang kesehatan.

1.6 Sistematika Penulisan

Pembuatan skripsi ini dilakukan dengan pembagian bab sebagai berikut:

BAB I : PENDAHULUAN

Menguraikan latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA

Membahas landasan teori mengenai anatomi ginjal, kanker ginjal, prinsip kerja CT Scan, konsep *Deep Learning*, CNN, serta detail teknis arsitektur U-Net, *Residual Block*, dan *Attention Gate*.

BAB III : METODOLOGI PENELITIAN

Menjelaskan tahapan penelitian mulai dari pengumpulan dataset KiTS, teknik pra-pemrosesan data, perancangan arsitektur model, konfigurasi parameter pelatihan, hingga metode evaluasi yang digunakan.

BAB IV : HASIL DAN PEMBAHASAN

Menyajikan hasil eksperimen pelatihan, visualisasi hasil segmentasi, analisis perbandingan metrik akurasi dengan model *baseline*, serta pembahasan mengenai temuan penelitian.

BAB V : PENUTUP

Berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian serta saran untuk pengembangan selanjutnya.

1.7 Penelitian Terkait

Penelitian mengenai segmentasi tumor ginjal menggunakan teknik *Deep Learning* telah mengalami perkembangan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Berbagai arsitektur telah diusulkan untuk mengatasi kompleksitas struktur anatomi ginjal dan variabilitas bentuk tumor pada citra CT Scan. Penelitian terkait digunakan sebagai acuan dan pembanding untuk menentukan posisi serta kebaruan (*novelty*) dari penelitian yang dilakukan.

Tabel 1.1 di bawah ini merangkum beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan segmentasi tumor ginjal, metode yang digunakan, serta keterbatasan yang menjadi landasan dilakukannya penelitian ini:

Tabel 1.1 Penelitian Terkait

Penulis dan Tahun	Judul Penelitian	Hasil / Pencapaian	Keterbatasan / Kesenjangan
(Heller, 2021)	<i>The state of the art in kidney and kidney tumor segmentation: KiTS19 challenge</i>	Baseline dataset KiTS19. Skor Dice: 0.974 (ginjal) dan 0.851 (tumor).	Masih kesulitan pada batas tumor yang kompleks dan dataset terbatas pada KiTS19.
(Jin Q. , 2021)	<i>RAU-Net: U-Net Model Based on Residual and Attention for Kidney and Kidney Tumor Segmentation</i>	Skor Dice: 0.97 (ginjal) dan 0.96 (tumor) menggunakan metode <i>hybrid</i> .	Hanya diuji pada dataset KiTS19, belum diuji pada dataset terbaru yang lebih bervariasi.
(Luo, 2022)	A residual combined attention mechanism based on U-Net for kidney tumor segmentation	Skor Dice: 0.938. Efektif memperbaiki deteksi pada tumor berukuran kecil.	Menggunakan modul atensi NAM, namun pengujian belum mencakup skala dataset terbaru.
(Abdelrahman & Viriri, 2023)	<i>EfficientNet family U-Net models for deep</i>	Ekstraksi fitur kuat dengan encoder <i>EfficientNet</i> .	Fokus pada kekuatan <i>encoder</i> , bukan

	<i>learning semantic segmentation</i>		pada sinergi <i>residual-attention</i> secara spesifik.
(Isensee F. , Jaeger, Kohl, Petersen, & Maier-Hein, 2021)	<i>nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation</i>	Pemenang KiTS. Membuktikan pentingnya pra-pemrosesan adaptif.	Memerlukan sumber daya komputasi yang sangat besar dan arsitektur sangat kompleks.
(Patel, Yadav, & Jain, 2024)	<i>A Systematic Kidney Tumour Segmentation and Classification Framework Using Adaptive and Attentive-Based Deep Learning Networks</i>	Mengembangkan model berbasis <i>Attention</i> dan <i>Adaptive Deep Learning</i> yang terbukti meningkatkan akurasi segmentasi tumor ginjal secara signifikan.	Fokus utama penelitian ini adalah pada algoritma optimasi (<i>Crayfish Optimization</i>) dan klasifikasi, bukan pada integrasi blok <i>Residual-Attention</i> secara struktural di dalam <i>encoder-decoder</i> .

Berdasarkan tabel penelitian terkait di atas, terdapat beberapa poin utama yang menjadi dasar penelitian ini:

1. Sebagian besar penelitian yang menggunakan metode *hybrid* (seperti Jin dkk. dan Luo dkk.) masih berfokus pada dataset KiTS19 yang memiliki jumlah sampel relatif sedikit, yaitu total 300 kasus (210 data latih dan 90 data uji) (Heller, 2021).
2. Penelitian terbaru oleh (Patel, Yadav, & Jain, 2024) telah menggunakan dataset KiTS23 yang lebih besar, namun fokus pengembangannya terletak pada *dense skip connection*, bukan pada integrasi blok *Residual* dan *Attention Gate* secara spesifik.
3. Kebaruan (*novelty*) dalam penelitian ini terletak pada implementasi arsitektur Hybrid Residual-Attention U-Net yang diuji secara khusus menggunakan dataset KiTS23 (Heller, Isensee, Trofimova, Tejpau, & al., 2023). Penggunaan dataset terbaru ini bertujuan untuk memberikan keunggulan pada aspek kuantitas dan variabilitas data, sehingga model diharapkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam menangani batas tumor yang kompleks dibandingkan penelitian-penelitian sebelumnya.