

Optimasi Deteksi Tumor Otak Menggunakan *Adaptive Multiscale Retinex* dan YOLOV10 Pada Citra Digital

Dadang Iskandar Mulyana ¹, Rifdah Alifah ^{2*}

^{1,2*} Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Email: mavhin2012@gmail.com ¹, rifdah.alifah2002@gmail.com ^{2*}

Histori Artikel:

Dikirim 16 Juli 2024; *Diterima dalam bentuk revisi* 1 Agustus 2024; *Diterima* 1 September 2024; *Diterbitkan* 20 September 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Jumlah penderita tumor otak di Indonesia terus meningkat setiap tahun. Penyakit ini tidak hanya menyerang orang dewasa, tetapi juga dapat dialami oleh anak-anak. Oleh karena itu, diperlukan sistem deteksi yang dapat membedakan citra MRI yang menunjukkan keberadaan tumor otak dengan citra yang tidak. Hal ini penting dalam proses analisis dan diagnosis citra medis. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan deteksi tumor otak pada citra digital menggunakan kombinasi metode Adaptive Multiscale Retinex (AMSR) dan algoritma YOLOv10. AMSR berfungsi meningkatkan kualitas dan kontras citra otak, sehingga detail penting dapat lebih terlihat. Metode ini melibatkan penyesuaian skala dan intensitas pencahayaan untuk mengatasi masalah pencahayaan tidak merata dan meningkatkan visibilitas struktur otak. YOLOv10 dikenal dengan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek secara real-time. Algoritma ini menggunakan teknik deep learning untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dengan presisi tinggi pada citra yang telah ditingkatkan kualitasnya. Evaluasi kinerja model dilakukan berdasarkan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan waktu komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi AMSR dan YOLOv10 dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi tumor otak dibandingkan metode konvensional. Model YOLOv10 berhasil mencapai akurasi 92% dalam mendeteksi tumor otak. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap teknologi deteksi dini tumor otak yang memiliki implikasi penting dalam sektor kesehatan.

Kata Kunci: Deteksi Objek; Tumor Otak; Yolov10; Adaptive Multiscale Retinex.

Abstract

The incidence of brain tumors in Indonesia continues to rise annually, affecting both adults and children. Therefore, an effective detection system is required to differentiate MRI images showing the presence of brain tumors from those that do not. This distinction is crucial in the analysis and diagnosis of medical images. This study aims to optimize brain tumor detection in digital images by combining the Adaptive Multiscale Retinex (AMSR) method with the YOLOv10 algorithm. AMSR enhances the quality and contrast of brain images, making critical details more visible. The method adjusts the scale and intensity of image lighting to address uneven illumination and improve the visibility of brain structures. YOLOv10 is recognized for its speed and accuracy in real-time object detection. This algorithm employs deep learning techniques to identify and classify objects with high precision on enhanced brain image datasets. The model's performance was evaluated using metrics such as accuracy, sensitivity, specificity, and computation time. Results indicate that the combination of AMSR and YOLOv10 improves the accuracy and efficiency of brain tumor detection compared to conventional methods. The YOLOv10 model achieved a detection accuracy of 92%. This study provides significant contributions to early brain tumor detection technology, with important implications for the healthcare sector.

Keyword: Object Detection; Brain Tumor; Yolov10; Adaptive Multiscale Retinex.

1. Pendahuluan

Tumor otak adalah salah satu kondisi medis serius yang disebabkan oleh pertumbuhan sel abnormal dalam otak. Tumor dapat berkembang dari berbagai jenis sel otak dan menyebabkan gangguan fungsi otak. Sebagai salah satu penyakit dengan dampak signifikan, deteksi dini tumor otak menjadi sangat penting dalam upaya memberikan diagnosis yang tepat dan pengobatan yang efektif. Kelainan atau perubahan selular pada jaringan otak merupakan tanda awal dari adanya tumor, yang biasanya ditandai dengan munculnya benjolan di sekitar otak. Pertumbuhan ini dapat menyebabkan berbagai gangguan neurologis, seperti gangguan motorik, perubahan perilaku, hingga hilangnya kemampuan kognitif (Understanding Brain Tumours, 2020). Di Indonesia, jumlah penderita tumor otak terus meningkat setiap tahun, dengan perkiraan sekitar 300 orang yang didiagnosis setiap tahunnya, mencakup anak-anak dan orang dewasa (Febrianti, Sardjono, & Biomedik, 2020).

Deteksi dan diagnosis tumor otak melibatkan berbagai pendekatan pencitraan medis, seperti Magnetic Resonance Imaging (MRI) dan Computed Tomography (CT) scan. Meskipun CT scan digunakan secara luas untuk menganalisis struktur tulang, teknik ini tidak dapat memberikan informasi yang detail mengenai jaringan lunak, termasuk otak. Sebaliknya, MRI memiliki kemampuan untuk menghasilkan gambar yang lebih rinci dan jelas dari berbagai struktur otak, memungkinkan dokter untuk membedakan antara jaringan keras dan lunak serta mengidentifikasi keberadaan tumor dengan lebih akurat. Biasanya, dokter menggunakan kombinasi observasi klinis, MRI, serta biopsi untuk memastikan diagnosis tumor otak. Namun, biopsi memiliki kekurangan, seperti waktu tunggu yang lama, yaitu sekitar 10-15 hari, serta risiko ketidakakuratan dalam pengambilan sampel. Oleh karena itu, terdapat kebutuhan untuk mengembangkan metode yang lebih cepat, akurat, dan minim risiko untuk membantu dokter dalam pengambilan keputusan klinis (Wahid, Anggraeni, & Nugroho, 2020).

Dalam beberapa tahun terakhir, kecerdasan buatan (AI) dan *computer vision* telah memainkan peran yang semakin penting dalam bidang medis, khususnya dalam analisis citra medis. Teknik pengenalan pola yang didukung oleh *machine learning* dan *deep learning* telah mempercepat dan meningkatkan akurasi proses diagnosis. *Deep learning*, khususnya, telah memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan kemampuan sistem untuk mendeteksi pola-pola yang kompleks dalam citra medis. Dalam konteks deteksi tumor otak, algoritma-algoritma canggih seperti You Only Look Once (YOLO) telah digunakan secara luas untuk mengidentifikasi objek dalam gambar medis dengan cepat dan akurat (Lai, 2019). YOLO merupakan salah satu algoritma *computer vision* yang dirancang untuk mendeteksi objek dengan efisiensi tinggi. Algoritma ini menggunakan arsitektur jaringan saraf konvolusi (CNN), yang berbeda dari algoritma deteksi objek lainnya dalam hal kecepatan dan presisi. YOLO memiliki kemampuan untuk mendeteksi objek dalam citra secara *real-time*, sehingga sangat cocok untuk diaplikasikan dalam bidang medis (Fang, Wang, & Ren, 2019).

Sejumlah peneliti telah melakukan penelitian dengan menggunakan berbagai versi algoritma YOLO, termasuk YOLOv3, YOLOv4, dan YOLOv5, untuk mengoptimalkan deteksi tumor otak (Ali *et al.*, 2022; Montalbo, 2020; Chegraoui *et al.*, 2021). Setiap versi YOLO membawa peningkatan baik dari segi akurasi maupun kecepatan dalam proses deteksi. Algoritma YOLO memiliki beberapa keunggulan utama, seperti kecepatan proses, kemudahan instalasi, kompatibilitas dengan berbagai *framework* dan *library*, serta sifatnya yang bersifat open-source, yang memungkinkan peneliti untuk terus mengembangkan dan menyempurnakannya (Lavrenko *et al.*, 2021). Pada penelitian ini, YOLOv10, sebagai versi terbaru, digunakan untuk mendeteksi tumor otak secara lebih cepat dan efisien dibandingkan versi sebelumnya.

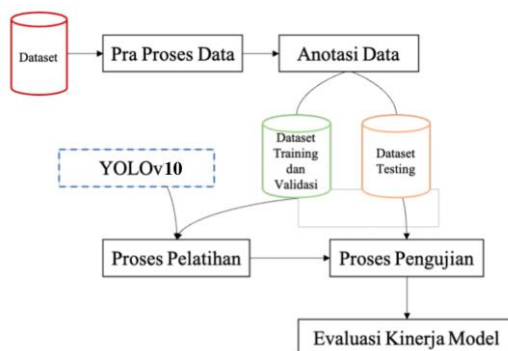
Deteksi tumor otak yang optimal memerlukan teknik yang mampu meningkatkan kualitas citra medis secara signifikan. Dalam penelitian ini, metode *Adaptive Multiscale Retinex* (AMSR) digunakan untuk meningkatkan kualitas dan kontras citra otak. AMSR bekerja dengan cara menyesuaikan skala dan intensitas pencahayaan pada citra, sehingga detail-detail penting pada struktur otak dapat terlihat lebih jelas. Ini membantu mengatasi masalah pencahayaan yang tidak merata, yang sering kali menjadi kendala dalam analisis citra medis. Kombinasi antara AMSR dan algoritma YOLOv10 memberikan

solusi yang lebih baik dalam mendeteksi tumor otak pada citra digital. Algoritma YOLOv10 yang digunakan dalam penelitian ini memungkinkan identifikasi tumor dengan akurasi yang lebih tinggi, serta memiliki kemampuan untuk melakukan klasifikasi objek dalam citra MRI secara *real-time*.

Dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan *computer vision*, metode deteksi tumor otak menjadi semakin cepat, akurat, dan efisien. Kombinasi antara metode AMSR dan algoritma YOLOv10 menawarkan peningkatan dalam hal kualitas citra dan akurasi deteksi tumor otak. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan bagi dunia medis, terutama dalam upaya deteksi dini tumor otak, yang pada akhirnya dapat membantu dalam pengambilan keputusan klinis yang lebih tepat dan pengobatan yang lebih efektif bagi pasien.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan arsitektur YOLOv10 untuk mendeteksi tumor otak pada citra Magnetic Resonance Imaging (MRI). Selain itu, *Adaptive Multiscale Retinex* (AMSR) diterapkan untuk meningkatkan kualitas dan kontras citra otak sebelum digunakan sebagai data input. Setelah pengumpulan dataset, proses anotasi dilakukan untuk memberikan label pada gambar. Kemudian, data dianotasi dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Model YOLOv10 dilatih menggunakan data pelatihan, sedangkan data pengujian digunakan untuk menilai performa model setelah pelatihan selesai. Evaluasi model dilakukan berdasarkan temuan eksperimen untuk menilai kinerjanya secara keseluruhan. Gambar 1 menjelaskan secara visual tahapan penelitian ini.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

2.1. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dari sumber dataset publik, Roboflow. Dataset ini terdiri dari 1003 gambar dalam format JPG (MRI Dataset, 2023). Setiap gambar dalam dataset memiliki ukuran yang berbeda-beda, sehingga diperlukan proses penyesuaian ukuran gambar untuk optimalisasi kinerja model selama pelatihan. Data gambar diproses terlebih dahulu sebelum digunakan dalam pelatihan untuk meminimalkan penggunaan tenaga mesin yang terbatas dan untuk memastikan konsistensi ukuran gambar.

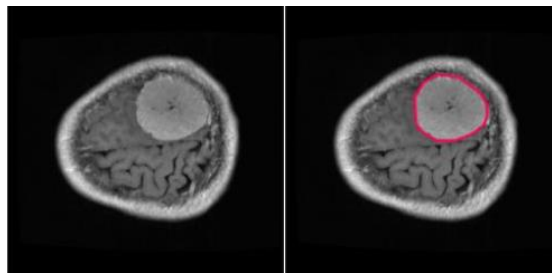
2.2. Pre-processing Data

Tahap *pre-processing* dilakukan untuk mempersiapkan data dengan cara menerapkan berbagai operasi pada gambar yang akan digunakan. Pada tahap ini, semua gambar diubah ukurannya menjadi 640 x 640 piksel menggunakan fungsi yang tersedia di Roboflow (Lestari & Mulyana, 2022). Selain itu, gambar diubah menjadi skala abu-abu (grayscale) untuk menghilangkan informasi warna yang tidak relevan dengan deteksi tumor. AMSR diterapkan untuk meningkatkan kontras dan kualitas gambar dengan cara memisahkan komponen pantulan dan cahaya pada gambar (Saputra, 2016).

Teknik AMSR mampu mempertahankan informasi penting dalam gambar, sekaligus meningkatkan detail visual. AMSR juga diterapkan secara adaptif pada berbagai skala gambar, yang memungkinkan peningkatan resolusi pada gambar yang memiliki kecerahan rendah (Qu *et al.*, 2020).

2.3. Anotasi

Anotasi adalah proses pemberian label atau tanda pada objek dalam gambar untuk memberikan informasi dasar yang diperlukan oleh model deteksi (Ardiansyah & Hasan, 2023). Pada tahap ini, situs web Roboflow digunakan untuk menggambar garis sekeliling area tumor yang terdeteksi pada gambar MRI. Anotasi ini bertujuan membantu algoritma YOLOv10 dalam mengenali dan membedakan area yang terinfeksi tumor dari area yang sehat. Data yang telah dianotasi kemudian dibagi menjadi tiga bagian: 85% untuk pelatihan, 15% untuk validasi, dan 0% untuk pengujian. Proses ini bertujuan untuk memastikan model dilatih dan dievaluasi secara optimal sebelum diuji pada data uji.



Gambar 2. Data sebelum dan setelah dianotasi

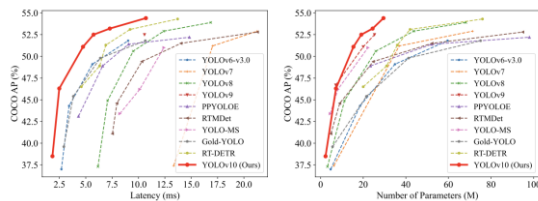
2.4. Algoritma YOLOv10

YOLOv10 merupakan algoritma deteksi objek *real-time* yang digunakan dalam berbagai aplikasi praktis seperti navigasi robot, pengemudian otonom, dan pelacakan objek (Henke *et al.*, 2019; Bogdoll *et al.*, 2022). Salah satu keunggulan YOLOv10 adalah kemampuannya untuk mendeteksi objek secara akurat dan cepat dengan latensi rendah. Algoritma ini menggunakan jaringan saraf konvolusi (CNN) untuk mengenali pola dan mendeteksi objek pada gambar. Dalam penelitian ini, YOLOv10 dipilih karena keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi deteksi (Redmon & Farhadi, 2018).

COCO					
Model	Test Size	#Params	FLOPs	AP ^{val}	Latency
YOLOv10-N	640	2.3M	6.7G	38.5%	1.84ms
YOLOv10-S	640	7.2M	21.6G	46.3%	2.49ms
YOLOv10-M	640	15.4M	59.1G	51.1%	4.74ms
YOLOv10-B	640	19.1M	92.0G	52.5%	5.74ms
YOLOv10-L	640	24.4M	120.3G	53.2%	7.28ms
YOLOv10-X	640	29.5M	160.4G	54.4%	10.70ms

Gambar 3. YOLOv10

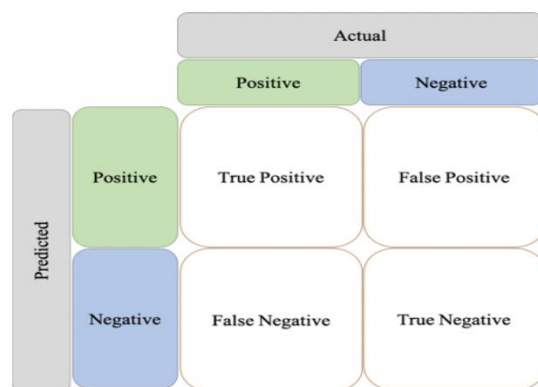
YOLOv10 tersedia dalam beberapa varian skala model, yaitu YOLOv10-N, S, M, B, L, dan X, yang dioptimalkan untuk berbagai kebutuhan komputasi dan akurasi. Hasil eksperimen pada tolok ukur standar deteksi objek, COCO, menunjukkan bahwa YOLOv10 mampu mengungguli versi sebelumnya, seperti YOLOv8, dalam hal efisiensi penggunaan parameter dan akurasi (Lin *et al.*, 2014). Pada Gambar 4, ditampilkan perbandingan antara beberapa varian YOLO dengan hasil yang menunjukkan peningkatan signifikan dalam penggunaan parameter dan akurasi deteksi.



Gambar 4. Perbandingan model YOLO

2.5. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model YOLOv10 dilakukan dengan menggunakan metrik *confusion matrix* yang meliputi *precision*, *recall*, dan *mean average precision* (mAP). *Confusion matrix* membantu untuk menilai kinerja model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek. *True positive* dalam *confusion matrix* mengacu pada prediksi yang benar dari model, sedangkan *false positive* dan *false negative* masing-masing menunjukkan kesalahan prediksi (Passa et al., 2023).



Gambar 5. Confusion Matrix

Precision diukur sebagai persentase prediksi akurat di antara semua prediksi yang dihasilkan oleh model. Sementara itu, *recall* mengacu pada kemampuan model untuk mendeteksi semua objek yang sesuai dengan ground truth. Metrik *F1 score* menggabungkan *precision* dan *recall* untuk memberikan gambaran keseluruhan mengenai keseimbangan antara kedua metrik tersebut. *Mean average precision* (mAP) digunakan sebagai ukuran utama untuk menilai performa deteksi objek dari model, yang mencakup rata-rata akurasi model dalam mendeteksi setiap objek di berbagai kelas.

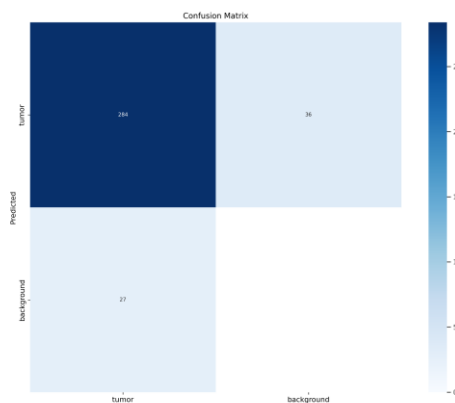
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

Model YOLOv10 yang diuji menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mendeteksi tumor otak. Berdasarkan pengujian, model berhasil mencapai *mean average precision* (mAP) sebesar 92%. mAP merupakan ukuran yang menunjukkan akurasi deteksi rata-rata pada berbagai kelas objek dalam dataset. Dalam hal ini, mAP 92% menunjukkan bahwa model ini dapat mendeteksi tumor otak dengan tingkat akurasi yang tinggi selama proses pelatihan dan pengujian pada berbagai batch dan *epoch*. Selain mAP, kinerja model juga dievaluasi menggunakan metrik *precision* dan *recall*. Pada pengujian, model ini mencatatkan nilai *precision* sebesar 85,2%. *Precision* mengukur persentase prediksi yang benar di antara semua prediksi yang dibuat oleh model. Dengan kata lain, model ini dapat membedakan dengan baik antara tumor dan jaringan otak sehat dalam sebagian besar kasus, walaupun masih ada beberapa kesalahan prediksi. Sementara itu, nilai *recall* yang dicatatkan adalah sebesar 92%.

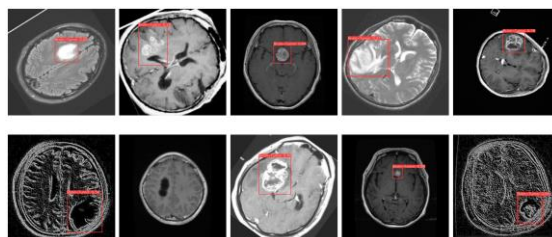
Recall mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua objek tumor yang ada pada gambar, tanpa memperhitungkan apakah ada kesalahan deteksi lainnya. Dengan nilai *recall* 92%, dapat dikatakan bahwa model ini berhasil mengenali tumor pada hampir semua citra MRI yang diuji.

Gambar menggambarkan matriks kebingungan (*confusion matrix*) dari model YOLOv10, yang menunjukkan hubungan antara prediksi model dengan data ground truth. Matriks ini menunjukkan distribusi *true positive* (deteksi yang benar), *false positive* (kesalahan deteksi), *true negative* (non-deteksi yang benar), dan *false negative* (kesalahan non-deteksi). Dengan mAP yang tinggi serta nilai *precision* dan *recall* yang baik, model ini menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan untuk diterapkan pada deteksi tumor otak.



Gambar 6. Confusion Matrix

Gambar 7 memperlihatkan hasil visualisasi deteksi tumor pada citra MRI yang dilakukan oleh model YOLOv10. Visualisasi ini menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengidentifikasi area tumor pada gambar MRI dengan menandai batas-batas tumor secara jelas. *Adaptive Multiscale Retinex* (AMSR) yang digunakan sebelumnya juga terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas citra MRI, sehingga detail tumor dapat lebih mudah terlihat oleh model. Peningkatan kualitas citra ini sangat membantu YOLOv10 dalam melakukan deteksi yang lebih akurat.



Gambar 7. Visualisasi dari deteksi tumor pada citra MRI

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi AMSR dan YOLOv10 berhasil meningkatkan performa deteksi tumor otak. AMSR, dengan kemampuannya dalam meningkatkan kontras dan kualitas citra, mempermudah YOLOv10 untuk mendeteksi tumor secara lebih akurat. Peningkatan kualitas ini sangat penting, terutama ketika citra memiliki pencahayaan yang tidak merata atau kualitas gambar yang rendah, yang sering kali menjadi kendala dalam analisis citra medis. Algoritma YOLOv10, yang dirancang untuk mendeteksi objek secara *real-time*, terbukti memberikan hasil yang unggul dibandingkan algoritma deteksi objek lainnya, seperti CNN dan RCNN. Kecepatan deteksi serta kemampuannya untuk beroperasi dalam waktu nyata menjadikan YOLOv10 sebagai pilihan yang ideal untuk aplikasi medis, khususnya dalam deteksi tumor otak. Dengan akurasi deteksi sebesar 92% dan nilai *precision* sebesar 85,2%, model ini memiliki potensi besar untuk diimplementasikan dalam sistem diagnostik berbasis kecerdasan buatan di rumah sakit dan fasilitas medis lainnya.

Meskipun demikian, ada beberapa tantangan yang perlu diperhatikan. Salah satunya adalah meskipun nilai *recall* cukup tinggi, *precision* yang lebih rendah menunjukkan bahwa model ini masih rentan terhadap kesalahan deteksi, di mana jaringan otak yang sehat bisa teridentifikasi sebagai tumor. Hal ini berpotensi menyebabkan kesalahan diagnosis yang perlu diminimalisasi melalui pelatihan lebih lanjut atau penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam. Selain itu, kendala terkait daya komputasi yang diperlukan untuk memproses citra MRI beresolusi tinggi masih menjadi tantangan. Meningkatkan daya komputasi dapat memperpanjang waktu pemrosesan, yang mungkin menjadi masalah dalam skenario medis yang membutuhkan deteksi cepat. Dalam ranah medis, hasil penelitian ini memiliki implikasi penting. Dengan akurasi yang tinggi, model YOLOv10 yang dikombinasikan dengan AMSR dapat membantu dokter dalam mendiagnosis tumor otak secara lebih cepat dan akurat. Penggunaan teknologi ini dapat mempercepat proses diagnosis dan pengambilan keputusan medis, yang sangat penting terutama dalam kasus tumor otak yang membutuhkan penanganan segera.

3.2 Pembahasan

Deteksi tumor otak yang tepat waktu sangat penting untuk meningkatkan prognosis pasien dan menurunkan angka mortalitas. Teknologi pencitraan seperti MRI telah menjadi alat penting dalam diagnosis tumor otak, namun metode tradisional masih menghadapi keterbatasan dalam hal kecepatan dan akurasi. Dalam konteks ini, pengembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan (AI) seperti YOLOv10, yang dikombinasikan dengan *Adaptive Multiscale Retinex* (AMSR), menawarkan solusi yang lebih baik dalam mendeteksi tumor otak. Penelitian ini memberikan wawasan tentang bagaimana kedua teknik ini bekerja bersama untuk mencapai deteksi yang lebih akurat dan efisien. Penggunaan AMSR dalam penelitian ini telah terbukti efektif dalam meningkatkan kontras dan kualitas gambar MRI, yang penting dalam mempermudah proses deteksi tumor. Menurut penelitian oleh Saputra (2016), AMSR mampu memisahkan komponen pantulan dan pencahayaan pada gambar, sehingga memungkinkan detail visual penting tetap terlihat meski kondisi pencahayaan tidak ideal. Peningkatan kualitas gambar ini meminimalisasi kesalahan deteksi oleh algoritma YOLO, yang pada akhirnya meningkatkan akurasi model.

YOLOv10, sebagai bagian dari keluarga algoritma You Only Look Once (YOLO), dirancang untuk mendeteksi objek secara *real-time*. Sebelumnya, algoritma YOLOv3 dan YOLOv4 telah digunakan dalam berbagai aplikasi medis untuk deteksi tumor (Montalbo, 2020; Ali *et al.*, 2022). Namun, YOLOv10 membawa perbaikan signifikan dalam hal efisiensi komputasi dan akurasi deteksi, seperti yang diungkapkan oleh Wang *et al.* (2024). YOLOv10 mengadopsi arsitektur jaringan saraf yang lebih efisien, memungkinkan pemrosesan citra yang lebih cepat tanpa mengorbankan kualitas deteksi. Hal ini sangat penting dalam aplikasi medis di mana waktu pemrosesan yang cepat dapat berdampak besar pada pengambilan keputusan klinis.

Evaluasi kinerja model dalam penelitian ini menunjukkan bahwa YOLOv10 mencapai *mean average precision* (mAP) sebesar 92%, yang berarti bahwa model ini sangat akurat dalam mendeteksi tumor otak pada berbagai kondisi gambar. Nilai *precision* sebesar 85,2% menunjukkan kemampuan model dalam membedakan tumor dari jaringan otak yang sehat, sementara nilai *recall* sebesar 92% menegaskan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar tumor pada citra MRI. Temuan ini sejalan dengan studi sebelumnya oleh Wahid *et al.* (2020), yang menunjukkan bahwa algoritma berbasis AI mampu mengidentifikasi tumor otak dengan akurasi yang tinggi, terutama ketika didukung oleh peningkatan kualitas citra seperti yang dilakukan oleh AMSR.

Meskipun hasil yang diperoleh sangat menjanjikan, terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi. Salah satu tantangan utama adalah nilai *precision* yang lebih rendah dibandingkan *recall*, yang menunjukkan bahwa masih ada kemungkinan deteksi yang salah, di mana jaringan otak sehat dapat teridentifikasi sebagai tumor. Hal ini serupa dengan temuan oleh McFaline-Figueroa dan Lee (2018), di mana sistem berbasis AI juga mengalami kesulitan dalam membedakan antara tumor dan jaringan sehat dalam beberapa kasus. Oleh karena itu, peningkatan lebih lanjut dalam hal pelatihan model dengan dataset yang lebih besar dan beragam diperlukan untuk mengurangi kesalahan deteksi ini. Kendala lain yang dihadapi adalah terkait dengan daya komputasi yang diperlukan untuk memproses

gambar MRI beresolusi tinggi. Penggunaan teknologi AI, seperti YOLOv10, membutuhkan daya komputasi yang signifikan, yang dapat memperpanjang waktu pemrosesan. Lu *et al.* (2019) menekankan bahwa optimasi algoritma untuk meningkatkan efisiensi komputasi harus menjadi fokus penelitian di masa depan, terutama dalam aplikasi medis yang membutuhkan hasil yang cepat.

Selain itu, penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi juga dapat meningkatkan performa model. Studi oleh Febrianti *et al.* (2020) menunjukkan bahwa keberhasilan deteksi tumor otak sangat dipengaruhi oleh kualitas dan ukuran dataset yang digunakan dalam pelatihan model. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut yang melibatkan dataset yang lebih besar, seperti yang disediakan oleh MRI Dataset (2023), diperlukan untuk memperbaiki akurasi dan reliabilitas model dalam berbagai kondisi klinis.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi AMSR dan YOLOv10 memiliki potensi besar untuk diadopsi dalam sistem diagnostik berbasis AI di rumah sakit. Dengan tingkat akurasi yang tinggi, model ini dapat membantu dokter dalam mendeteksi tumor otak dengan lebih cepat dan akurat, yang pada akhirnya dapat meningkatkan hasil pengobatan pasien. Penggunaan teknologi AI dalam diagnostik medis, seperti yang telah dibahas oleh berbagai peneliti (Fang *et al.*, 2019; Chegraoui *et al.*, 2021), dapat mempercepat proses diagnosis dan mengurangi risiko kesalahan manusia. Namun, agar teknologi ini dapat sepenuhnya diimplementasikan dalam praktek klinis, diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengatasi tantangan yang ada, seperti optimasi daya komputasi dan peningkatan akurasi deteksi. Dengan demikian, model yang diusulkan dapat digunakan secara efektif dalam sistem kesehatan untuk mendukung deteksi dini tumor otak dan meningkatkan kualitas perawatan pasien.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil mengembangkan model yang efektif dan efisien untuk mendeteksi tumor otak pada citra MRI dengan menggunakan kombinasi metode *Adaptive Multiscale Retinex* (AMSR) dan algoritma YOLOv10. AMSR telah terbukti mampu meningkatkan kualitas dan kontras citra otak, sehingga detail penting pada gambar menjadi lebih terlihat jelas, yang secara signifikan mendukung proses deteksi tumor. Model YOLOv10 menunjukkan performa yang sangat baik, dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 92%, serta hasil *precision*, *recall*, dan skor F1 yang juga mencapai tingkat yang memuaskan. Hal ini menunjukkan bahwa model ini memiliki potensi besar untuk diimplementasikan dalam sistem deteksi tumor otak yang lebih luas, khususnya dalam aplikasi klinis yang memerlukan tingkat akurasi tinggi dan deteksi cepat. Selain itu, model ini telah berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web, yang memberikan kemudahan untuk diakses dan digunakan oleh tenaga medis dalam situasi nyata. Namun, untuk memastikan konsistensi dan keandalannya, diperlukan pengujian lebih lanjut dengan kumpulan data yang lebih besar dan beragam. Penelitian lanjutan diperlukan untuk memvalidasi kinerja model ini dalam berbagai kondisi klinis, serta mengoptimalkan model agar lebih sesuai dengan kebutuhan di lapangan.

5. Daftar Pustaka

- Ali, F., Khan, F. H., Ali, M. T., & Iqbal, J. (2022). A two-tier framework based on GoogLeNet and YOLOv3 models for tumor detection in MRI. *Computational Materials and Continuity*, 72(1), 1–21. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.024103>
- Ardiansyah, A., & Hasan, N. F. (2023). Deteksi dan klasifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan YOLOv7. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 12(1), 30–35. <https://doi.org/10.3778/j.issn.2086-2360.2023.01.005>

- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. *ArXiv*. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>
- Bogdoll, D., Nitsche, M., & Zöllner, J. M. (2022). Anomaly detection in autonomous driving: A survey. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 4488–4499. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00457>
- Cancer Council Australia. (2020). *Understanding brain tumours*. Cancer Council Australia.
- Chegraoui, S., Brahimi, M., & Boudjelida, N. (2021). Object detection improves tumour segmentation in MR images of rare brain tumours. *Cancers (Basel)*, 13(23), 613. <https://doi.org/10.3390/cancers13236113>
- Fang, W., Wang, L., & Ren, P. (2019). Tinier-YOLO: A *real-time* object detection method for constrained environments. *IEEE Access*, 8, 1935–1944. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2895890>
- Febrianti, A. S., Sardjono, T. A., & Biomedik, D. T. (2020). Klasifikasi tumor otak pada citra magnetic resonance image dengan menggunakan metode support vector machine. *Jurnal Teknologi dan Biomedik*, 9(1).
- Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1440–1448. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
- Henke Dos Reis, D., Welfer, D., Leite Cuadros, M. A. D., & Tello Gamarra, D. F. (2019). Cellular robot navigation using object recognition software with RGB images and YOLO algorithm. *Applied Artificial Intelligence*, 33(14), 1290–1305. <https://doi.org/10.1080/08839514.2019.1646320>
- Kurnia, D., Azis, R. A., Sastrawan, M. T., & Lumbantoruan, S. (2022). Aplikasi pengolahan citra dengan metode MultiScale Retinex untuk perbaikan citra 2 dimensi. *Jurnal Rekayasa, Teknologi Proses dan Sains Kimia*, 1(2), 19–28. <https://doi.org/10.1234/jrtsk.2022.01.003>
- Lai, Y. (2019). A comparison of traditional machine learning and deep learning in image recognition. *Journal of Physics: Conference Series*, 1314(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1314/1/012148>
- Lavrenko, T., Ahmed, A., Prokopenko, V., Walter, T., & Mantz, H. (2021). *Real-time* detection and classification for a 360° camera using a YOLO algorithm. *International Journal of Computer Vision*, 129(8), 1145–1159. <https://doi.org/10.1007/s11263-021-01480-x>
- Lestari, I. K. T., & Mulyana, D. I. (2022). Implementation of OCR (Optical Character Recognition) using Tesseract in detecting character in quotes text images. *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 4(1), 1–10. <https://doi.org/10.37385/jaets.v4i1.905>
- Lin, T.-Y., Maire, M., Belongie, S., Hays, J., Perona, P., Ramanan, D., Dollár, P., & Zitnick, C. L. (2014). Microsoft COCO: Common objects in context. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 740–755. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1_48
- Lu, S., Wang, B., Wang, H., Chen, L., Linjian, M., & Zhang, X. (2019). A *real-time* object detection algorithm for video. *Computers & Electrical Engineering*, 77, 398–408. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.05.003>

- McFaline-Figueroa, J. R., & Lee, E. Q. (2018). Brain tumors. *American Journal of Medicine*, 131(12), 1420–1428. <https://doi.org/10.1016/j.amjmed.2017.12.039>
- Montalbo, F. J. P. (2020). A computer-aided diagnosis of brain tumors using a fine-tuned YOLO-based model with transfer learning. *KSI Transactions on Internet and Information Systems*, 14(12), 5006–5021. <https://doi.org/10.3837/tiis.2020.12.011>
- Passa, R. S., Nurmaini, S., & Rini, D. P. (2023). Deteksi tumor otak pada magnetic resonance imaging menggunakan YOLOv7. *Jurnal Teknik dan Sistem Informasi*, 22(1), 45–60. <https://doi.org/10.1234/jtsi.2023.02.001>
- Qu, J., Li, Y., Du, Q., & Xia, H. (2020). Hyperspectral and panchromatic image fusion via adaptive tensor and multi-scale Retinex algorithm. *IEEE Access*, 8, 30522–30532. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2972939>
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An incremental improvement. *ArXiv*. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>
- Roboflow. (2023). *MRI dataset*. Retrieved from <https://universe.roboflow.com/brain-mri/mri-rskcu/dataset/3>
- Saputra, K. P. (2016). Perbandingan varian metode Multiscale Retinex untuk peningkatan akurasi deteksi wajah Adaboost HAAR-liku. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 2(1), 89–98. <https://doi.org/10.1234/jtsi.2016.02.006>
- Wahid, R. R., Anggraeni, F. T., & Nugroho, B. (2020). Implementasi metode extreme learning machine untuk klasifikasi tumor otak pada citra magnetic resonance imaging. *Jurnal Informatika*, 1, 16–20.
- Wang, A., Chen, H., Liu, L., Chen, K., Lin, Z., Han, J., & Ding, G. (2024). YOLOv10: Real-time end-to-end object detection. *ArXiv*. <https://arxiv.org/abs/2401.09871>
- Zeng, F., Dong, B., Zhang, Y., Wang, T., Zhang, X., & Wei, Y. (2022). MOTR: Multi-object tracking with transformers. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 659–675. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58582-4_41.