



Fire and Smoke Object Detection Using Mask R-CNN

Fathorazi Nur Fajri^{1,*}, Syaiful², Wahyu Galih Priambodo³

Sistem Informasi, Universitas Nurul Jadid, Indonesia

Informatika, Universitas Nurul Jadid, Indonesia

Sistem Informasi, Universitas Nurul Jadid, Indonesia

EMAIL: (fathorazi@unuja.ac.id , syaiful@unuja.ac.id , wahyugalihpriambodo@gmail.com)

Diterima: 20 Desember 2023. Disetujui: 1 Meri 2024. Dipublikasikan: 3 Juni 2024.

ABSTRACT - This research focuses on the use of computer vision technology, specifically the Mask R-CNN method, in fire and smoke detection in forest fire cases. Forest fires are a serious environmental problem, where traditional detection methods are often limited by visual range and subjective errors. We explore the potential of computer vision technology as a more efficient and accurate solution. The dataset used is 3465 images that have been annotated using roboflow. The number of datasets used in training data is 2964 images, validation data is 854 images and testing data is 427 images. The fire and smoke detection model uses the mask rcnn using the learning rate parameter 0.0025, image per batch 2 and max iteration 10000. The results obtained on average precision = 0.38 and average recall = 0.29.

Keywords: Fire and smoke, mask rcnn, forest fire

ABSTRAK –

Penelitian ini berfokus pada penggunaan teknologi computer vision, khususnya metode Mask R-CNN, dalam deteksi api dan asap pada kasus kebakaran hutan. Kebakaran hutan adalah masalah lingkungan yang serius, di mana metode deteksi tradisional sering terbatas oleh jangkauan visual

dan kesalahan subjektif. Kami mengeksplorasi potensi teknologi computer vision sebagai solusi yang lebih efisien dan akurat. Dataset yang digunakan sebanyak 3465 gambar yang telah dianotasi dengan menggunakan roboflow. Jumlah dataset yang digunakan pada data training 2964 gambar, data validasi 854 gambar dan data testing 427 gambar. Model deteksi api dan asap menggunakan mask rcnn dengan menggunakan parameter learning rate 0.0025, image per batch 2 dan max iteration 10000. Adapun hasil yang diperoleh pada average precision = 0.38 dan average recall = 0.29.

Kata kunci: Api dan asap, mask rcnn, kebakaran hutan

I. PENDAHULUAN

Kebakaran hutan merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi dan membawa dampak serius baik secara ekologis maupun ekonomis. Api dan asap yang dihasilkan tidak hanya merusak habitat alami, tapi juga mengancam keselamatan manusia dan satwa liar. Studi oleh [1] menunjukkan bahwa kebakaran hutan berkontribusi pada perubahan iklim dan kerusakan lingkungan yang signifikan. Oleh karena itu, deteksi dini dan

pengelolaan kebakaran hutan menjadi sangat penting.

Metode tradisional dalam deteksi kebakaran hutan sering kali bergantung pada pengamatan manusia dan laporan dari masyarakat. Namun, seperti yang dijelaskan oleh [2], metode ini sering terbatas oleh jangkauan visual dan kesalahan subjektif. Selain itu, asap yang tebal dan kondisi cuaca ekstrem dapat menghambat deteksi dini kebakaran.

Dengan kemajuan teknologi, computer vision telah menjadi alat yang berharga dalam deteksi objek, termasuk dalam kasus kebakaran hutan. Menurut [3], computer vision mampu mengolah dan menganalisis data visual dengan lebih cepat dan akurat dibandingkan manusia. Ini memungkinkan deteksi kebakaran yang lebih efisien, terutama dalam kondisi sulit atau berbahaya.

Salah satu metode terdepan dalam computer vision untuk deteksi objek adalah Mask R-CNN. Seperti yang dijelaskan oleh [4] dalam penelitiannya, Mask R-CNN menggabungkan keunggulan dari segmentasi semantik dan deteksi objek, yang memungkinkan identifikasi dan lokalisasi objek dengan presisi tinggi. Dalam konteks kebakaran hutan, metode ini dapat digunakan untuk mendeteksi titik-titik api dan area yang terkena dampak asap secara real-time.

Mengingat potensi besar yang dimiliki oleh teknologi computer vision, khususnya melalui penggunaan Mask R-CNN, pada penelitian ini akan melakukan deteksi objek api dan asap dengan menggunakan data gambar citra kebakaran hutan.

II. TEORI DASAR

Pada penelitian ini terdapat beberapa kajian studi literatur sehingga dapat memahami perkembangan pada setiap penelitiannya.

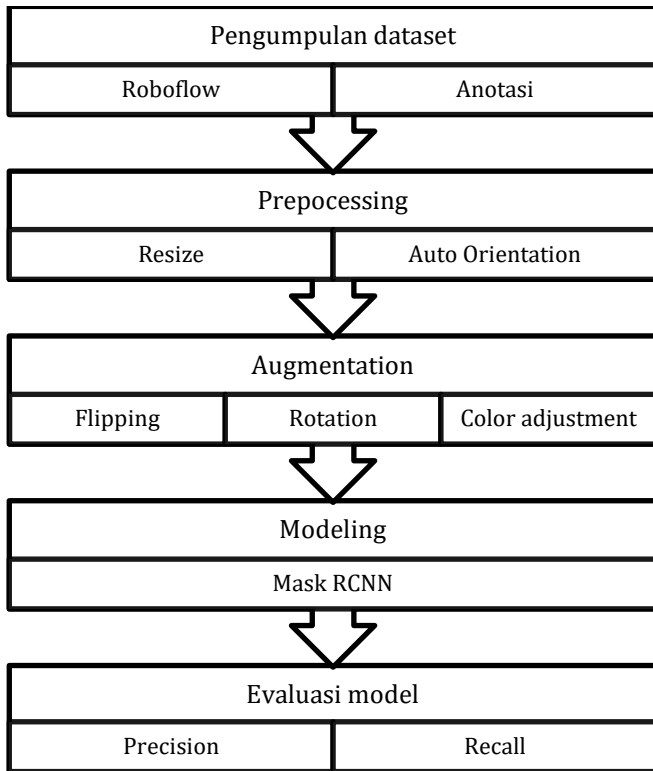
1. Deteksi objek merupakan bidang penting dalam computer vision, dengan aplikasi yang meluas dari pengenalan wajah hingga analisis citra satelit. Teknologi ini melibatkan identifikasi dan lokalisasi entitas dalam gambar atau video. Pengembangan algoritma dan teknik pembelajaran mesin telah secara signifikan

meningkatkan akurasi dan efisiensi deteksi objek. Menurut [5], kemajuan dalam deep learning, khususnya Convolutional Neural Networks (CNN), telah mendorong perubahan besar dalam metode deteksi objek, menghasilkan peningkatan presisi yang signifikan dibandingkan dengan teknik tradisional.

2. Deteksi api dan asap merupakan area kritis dalam pengawasan kebakaran, vital untuk pencegahan dan respons cepat terhadap kebakaran hutan. Teknik-teknik yang ada, termasuk penggunaan sensor inframerah dan kamera termal, telah membantu dalam identifikasi cepat area yang terkena dampak. Studi oleh [6] menekankan pentingnya deteksi dini api dan asap untuk mengurangi kerugian yang ditimbulkan oleh kebakaran hutan. Namun, deteksi ini sering kali dihadapkan pada tantangan seperti alarm palsu dan keterbatasan dalam kondisi visibilitas yang buruk.
3. Pengembangan terbaru dalam deteksi objek meliputi berbagai teknik seperti R-CNN, YOLO (You Only Look Once), dan SSD (Single Shot MultiBox Detector). [7] mengulas berbagai arsitektur dan menunjukkan bahwa metode-metode ini berbeda dalam hal kecepatan dan akurasi, dengan pilihan metode bergantung pada kebutuhan aplikasi spesifik. R-CNN, misalnya, dikenal dengan akurasinya yang tinggi, sedangkan YOLO menawarkan kecepatan pengolahan yang lebih cepat.

Metode Mask RCNN juga banyak berhasil diterapkan pada beberapa studi kasus seperti hal nya pada geospasial [8], gambar udara [9] dan deteksi pada alat pelindung diri (APD) [10]. Selain itu metode mask rcnn juga mempunyai keunggulan dibandingkan dengan metode deteksi objek lainnya diantaranya Segmentasi Instansi yang Akurat, Penanganan Objek Berbagai Ukuran, RoI Align untuk Akurasi Spasial yang Lebih Baik, Fleksibilitas dan Adaptasi yang Tinggi, Pemisahan Tugas Deteksi dan Segmentasi dan Efisiensi Waktu dan Komputasi.

III. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dan persiapan dataset. Kami menggunakan dataset khusus yang berisi gambar api dan asap, diakses melalui platform Roboflow. Platform ini menyediakan berbagai dataset yang telah dikurasi dan siap digunakan, memastikan kami memiliki data berkualitas tinggi dan relevan untuk kebutuhan penelitian ini.

Setelah dataset diperoleh, langkah preprocessing dilakukan. Proses ini mencakup 'auto orient' untuk memastikan orientasi gambar konsisten, dan resize gambar menjadi resolusi 640x640 piksel. Langkah ini penting untuk menstandarisasi data input dan memastikan model dapat memproses gambar secara efektif.

Augmentation data dilakukan untuk meningkatkan variasi dan jumlah data yang tersedia untuk pelatihan. Teknik augmentation seperti flipping, rotation, dan color adjustment digunakan. Tujuan augmentation adalah untuk membuat model lebih robust dan mampu mengenali api dan asap dalam berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi.

Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian: data latih, data validasi, dan data uji. Pembagian ini penting untuk memvalidasi kinerja model. Proporsi pembagian biasanya 70% untuk pelatihan, 20% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian, meskipun rasio ini dapat disesuaikan sesuai kebutuhan penelitian.

Model Mask R-CNN dibangun dan dilatih menggunakan data latih. Mask R-CNN dipilih karena kemampuannya dalam deteksi objek dan segmentasi yang presisi. Selama proses pelatihan, parameter seperti laju pembelajaran, jumlah epoch, dan batch size disesuaikan untuk mengoptimalkan performa model.

Setelah model dilatih, evaluasi dilakukan menggunakan data validasi dan uji. Metrik evaluasi seperti precision, recall, dan IoU (Intersection over Union) digunakan untuk mengukur akurasi model dalam mendeteksi dan mengsegmentasi api dan asap. Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model dapat bekerja dengan efektif dalam kondisi dunia nyata.

Langkah-langkah di atas memberikan kerangka kerja yang terstruktur untuk pengembangan dan evaluasi model Mask R-CNN dalam deteksi api dan asap, memastikan penelitian berlangsung secara sistematis dan hasilnya dapat diandalkan.

IV. PEMBAHASAN

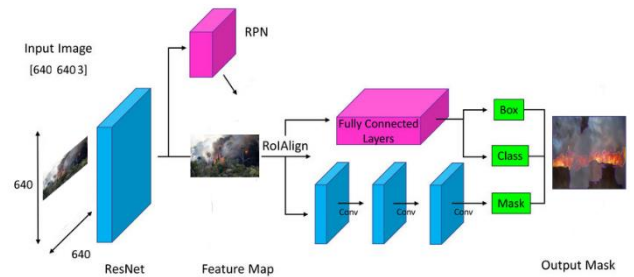
Pembahasan meliputi jumlah dataset, preprocessing, augmentation, modeling dan evaluasi model dalam pengujian.

4.1. Dataset

Dataset api dan smoke menggunakan data dari Roboflow yang sebelumnya telah dilakukan anotasi. Adapun jumlah dataset sebanyak 3465 dataset gambar api dan smoke. Dengan jumlah data training 2984 gambar, data validasi 854 gambar dan data testing sebanyak 427 gambar.



Gambar 2. Dataset api dan smoke



Gambar 3. Arsitektur Mask RCNN

Adapun parameter yang digunakan image per batch = 2, learning rate = 0.00025 dan maksimal iterasi 10000.

4.2. Preprocessing

Dengan kata yang begitu heterogen atau bermacam macam maka dibutuhkan proses preprocessing agar data gambar sesuai dengan kebutuhan seperti dengan melakukan resize ukuran gambar 640 x 640 pixel dan auto orientation agar gambar dihasilkan dapat bermacam macam orientasi.

4.3. Augmentation

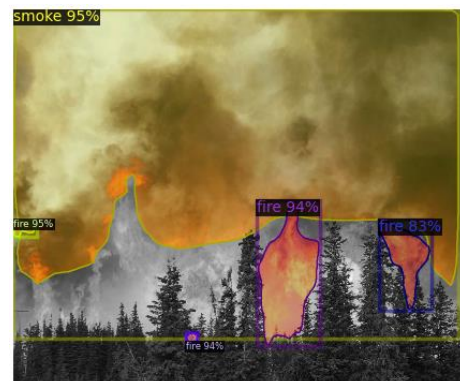
Data augmentation dilakukan untuk menghasilkan data yang bervariasi seperti flipping, rotation dan color adjustment sehingga data lebih variative dan serupa dengan kondisi pada keadaan nyata

4.4. Modeling Mask RCNN

Pada arsitektur mask rcnn terdiri layer resnet, RPN, full connect layer untuk menghasilkan box dan class. Pada convolution layer untuk menghasilkan mask. Seperti pada gambar berikut



Gambar 4. Hasil deteksi api dan asap

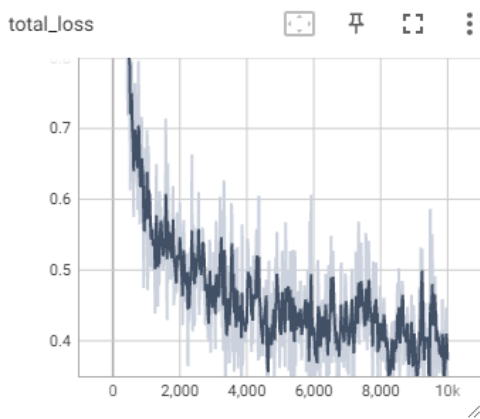


Gambar 5. Hasil deteksi api dan asap

4.5. Evaluasi model

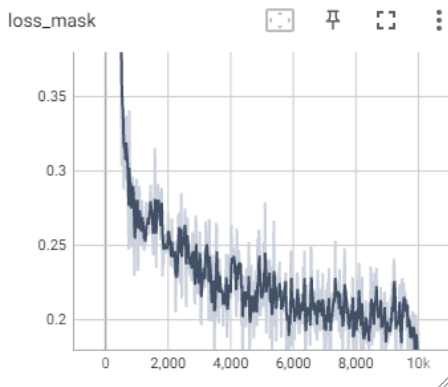
Adapun evaluasi atau alat ukur untuk mengukur keberhasilan metode mask rcnn ini ialah dengan menggunakan precision dan recall. Dimana hasil precisionnya masih rendah yaitu 33.8% dan recall yaitu 29.3%.

Selain itu kami juga mengukur dari nilai loss dari setiap iterasi 1 -10000 dimana menunjukkan bahwa nilai loss atau kesalahan pada mask rcnn terus menurun. Pada iterasi 10000 nilai loss sebesar 34%.



Gambar 6. Grafik Error per Epoch

Sejalan dengan itu nilai loss pada mask juga berkurang pada setiap epoch nya. Dimana pada epoch terakhir 10000 mempunyai loss mask 19%



Gambar 7. Grafik Mask Error per Epoch

v. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan bahwasanya metode mask rcnn dapat mendeteksi objek api dan asap seperti pada gambar 4 dan 5. Di dukung dengan adanya loss yang cukup rendah baik loss sebesar 34% dan mask loss sebesar 19%. Akan tetapi metode mask rcnn ini belum cukup baik dikarenakan pada nilai precision dan recall nya masih cukup kecil yaitu 33/8% untuk precision dan 29.3% untuk recall.

Saran untuk penelitian selanjutnya dapat lebih menekankan pada explorasi metode deteksi objek. Selain itu dapat juga melakukan explorasi pada bagian preprocessing untuk meningkatkan nilai precision dan recall.

REFERENSI

- [1] S. Masri, Y. Jin and J. Wu, "Compound Risk of Air Pollution and Heat Days and the Influence of Wildfire by SES across California, 2018–2020: Implications for Environmental Justice in the Context of Climate Change," *Climate*, vol. 10, no. 10, p. 145, 2022. <https://doi.org/10.3390/cli10100145>
- [2] S. Dos , J. F. Costa, J. M. N. Romeiro, J. B. d. Assis, F. T. P. Torres and J. M. Gleriani, "Potentials and limitations of remote fire monitoring in protected areas," *Science of the total environment*, pp. 1347-1355, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.10.182>
- [3] M. F. Ridhani, and W. F. Mahmudy, "Advancements in Fire Alarm Detection using Computer Vision and Machine Learning: A Literature Review.," *Journal of Information Technology and Computer Science*, pp. 86-97, 2023. <https://doi.org/10.25126/jitecs.202382554>
- [4] K. He, G. Gkioxari, P. Dollár and R. Girshick, "Mask r-cnn," *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 2961-2969, 2017. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.322>
- [5] Z.-Q. Zhao, P. Zheng, S.-t. Xu and X. Wu, "Object detection with deep learning: A review," *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, vol. 30, no. 11, pp. 3212-3232, 2019. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2876865>

- [6] Muhammad, Khan, J. Ahmad and S. W. Baik, "Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management," *Neurocomputing*, pp. 30-42, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.04.083>
- [7] Z. Zou, K. Chen, Z. Shi, Y. Guo and J. Ye, "Object detection in 20 years: A survey," *Proceedings of the IEEE*, 2023. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2023.3238524>
- [8] A.-A. Dalal, Y. Shao, A. Alalimi and A. Abdu, "Mask R-CNN for geospatial object detection," *International Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 12, no. 5, pp. 63-72, 2020. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2020.05.05>
- [9] D. Schweitzer and R. Agrawal, "Multi-class object detection from aerial images using Mask R-CNN," *In 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 3470-3477, 2018. <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622536>
- [10] M. E. Laily, F. N. Fajri and G. Q. O. Pratamasunu, "Deteksi Penggunaan Alat Pelindung Diri (APD) Untuk Keselamatan dan Kesehatan Kerja Menggunakan Metode Mask Region Convolutional Neural Network (Mask R-CNN)," *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 8, no. 2, pp. 279-288, 2022. <https://doi.org/10.35143/jkt.v8i2.5732>

Halaman ini sengaja dikosongkan