



Klasifikasi Kebakaran Hutan Dan Lahan Dengan Algoritma You Only Learn One Representation

Yoze Rizki¹, Yogi Alfinaldo², Soni³, Yandiko Saputra Sy.⁴, Rahmad Firdaus⁵

Email: ¹yozerizki@umri.ac.id, ²180401148@umri.ac.id, ³soni@umri.ac.id, ⁴yandikosaputra@umri.ac.id,

⁵rahmadfirdaus@umri.ac.id

^{1,2,3,4,5} Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Riau

Diterima: 23 Desember 2023 | Direvisi: 27 Desember 2023 | Disetujui: 31 Desember 2023

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Kawasan hutan memiliki fungsi sebagai penampung karbon dioksida serta penghasil oksigen yang berasal dari pepohonan dan tumbuh-tumbuhan. Fungsi hutan memiliki peran yang sangat penting bagi kelangsungan hidup manusia maupun makhluk hidup lainnya. Namun hutan menghadapi berbagai banyak tantangan yang masif beberapa tahun terakhir, dari *illegal logging*, deforestasi yang dilakukan secara ilegal seperti pembakaran hutan dan lain sebagainya. Sehingga perlu dilakukan langkah-langkah pencegahan dalam menjaga hutan tetap lestari. Salah satu solusi yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan tindakan pencegahan yaitu pemantauan titik api pada kawasan hutan dan lahan melalui udara. Penelitian ini dilakukan pengujian dengan menggunakan dataset yang sama dengan algoritma YOLO (You Only Look Once) terhadap algoritma You Only Learn One Representation (YOLOR) dengan model pembagian data train sebanyak 1188 data gambar dan data test sebanyak 75 data gambar dengan hasil mAP sebesar 66.36%. Sehingga dapat dipastikan algoritma YOLOR lebih baik dari pada algoritma YOLO yang mendapat nilai mAP 50.65%.

Kata kunci: Kebakaran hutan, citra digital, You Only Learn One Representation (YOLOR)

Classification Of Forest And Land Fires Using The You Only Learn One Representation Algorithm

Abstract

Forest areas have the function of storing carbon dioxide and producing oxygen from trees and plants. The function of forests has a very important role for the survival of humans and other living creatures. However, forests have faced many massive challenges in recent years, from illegal logging, illegal deforestation such as forest burning and so on. So it is necessary to take preventive steps to keep forests sustainable. One solution that can be taken is to take preventive measures, namely monitoring fire hotspots in forest and land areas by air. This research was tested using the same dataset as the YOLO (You Only Look Once) algorithm against the You Only Learn One Representation (YOLOR) algorithm with a train data division model of 1188 image data and test data of 75 image data with mAP results of 66.36% . So we can be sure that the YOLOR algorithm is better than the YOLO algorithm which gets an mAP value of 50.65%.

Keywords: Forest fires, digital imagery, You Only Learn One Representation (YOLOR)

1. PENDAHULUAN

Fungsi hutan sangat penting bagi kehidupan maka hutan sangat dilindungi [1]. Kebakaran hutan dan lahan terjadi disebabkan oleh 2 faktor yaitu faktor alami dan faktor kegiatan manusia yang tidak terkontrol [2]. Faktor alami antara lain oleh pengaruh El-Nino yang menyebabkan kemarau berkepanjangan. Tanaman kering merupakan bahan bakar potensi jika terkena percikan api

yang berasal dari batu bara yang muncul di permukaan ataupun dari pembakaran lainnya baik disengaja maupun tidak sengaja. Hal tersebut menyebabkan terjadinya kebakaran bawah (*ground fire*) dan kebakaran permukaan (*surface fire*) [3].

Salah satu solusi yang dapat dilakukan adalah dengan mendeteksi api pada citra digital dengan melakukan teknik peningkatan kualitas citra (*image enhancement*) terhadap citra udara yang didapatkan dari *drone* [4]. Klasifikasi ataupun identifikasi objek pada citra hasil dari *image enhancement* dapat dilatih dengan memanfaatkan algoritma *deep learning* [5]. Terdapat beberapa penelitian yang telah menggunakan *deep learning* untuk pelatihan pengenalan objek pada citra [6], [7], [8].

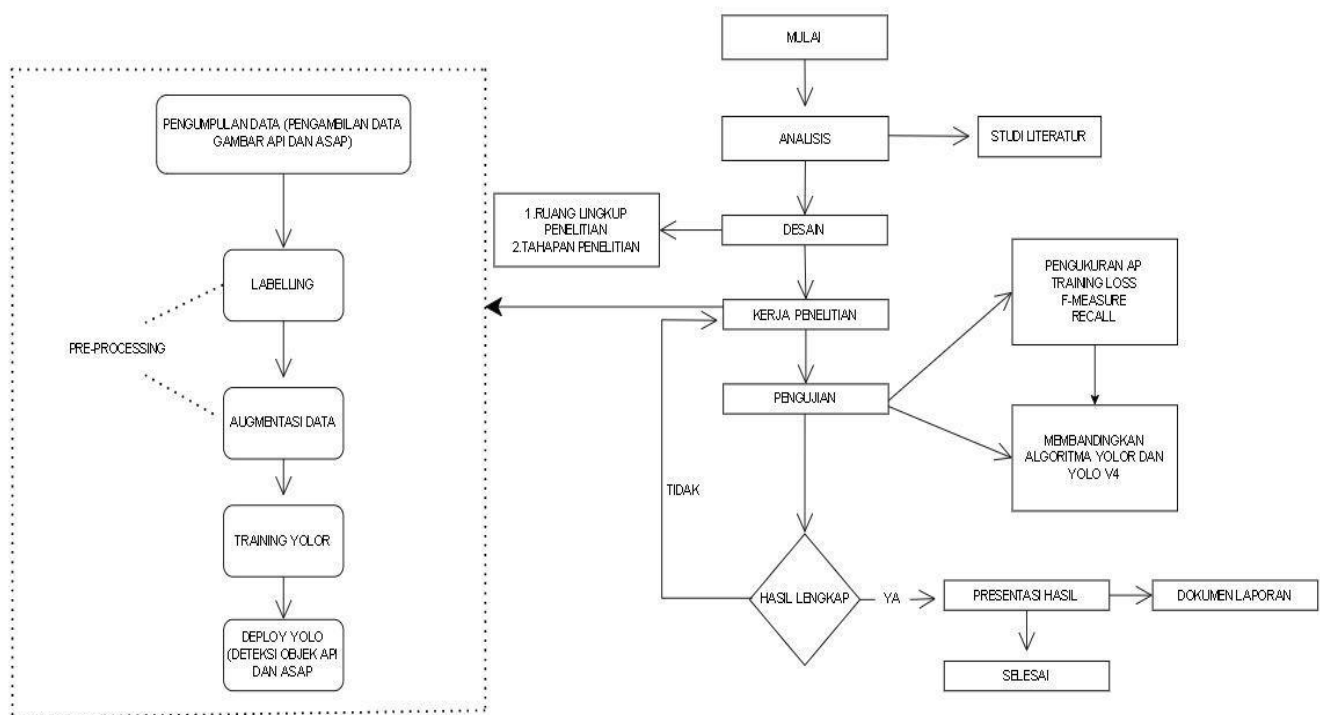
Salah satu algoritma pendeteksi objek yang memiliki performa dan kecepatan terbaik yaitu berbasis YOLO [7], [9]. Pengembangan dari YOLO telah menghasilkan metode-metode yang memiliki performa yang lebih baik, diantaranya YOLOv3 [10], [11], YOLOv4 [12], [13], dan YOLOv5 [14].

Pada penelitian ini akan diuji sebuah algoritma berbasis YOLO lainnya untuk mengetahui performa algoritma tersebut pada kasus identifikasi kebakaran hutan, yaitu algoritma YOLOR (*You Only Learn One Representation*) [15]. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui efektifitas algoritma terbaru *deep learning* YOLOR dalam mendeteksi objek api dan asap pada kebakaran hutan dan lahan.

Perlu diketahui peneliti akan menggunakan *dataset* yang sama dengan peneliti terdahulu, dengan pembagian data *train* sebanyak 1188 data gambar dan data *test* sebanyak 75 gambar dengan hasil mAP sebesar 50.65%. Menurut pernyataan [15], algoritma *You Only Learn One Representation* (YOLOR) lebih cepat dan lebih baik akurat dalam mendeteksi objek. Oleh sebab itu, pada penelitian ini penulis akan membuktikan dan melakukan perbandingan dengan *dataset* yang sama namun menggunakan algoritma yang berbeda dari peneliti sebelumnya [16], untuk mengetahui tingkat akurasi dari algoritma *You Only Learn One Representation* (YOLOR).

2. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini akan diuraikan tahap-tahap yang dilakukan dalam melakukan klasifikasi kebakaran hutan dan lahan menggunakan metode YOLOR, sebagai berikut :



Gambar 1. Metode penelitian

2.1. Analisis

Pada tahap awal akan dicari referensi jurnal atau *paper* untuk menyelesaikan permasalahan dalam penelitian ini. Pencarian referensi dilakukan meliputi studi pustaka mengenai YOLOR, Kebakaran Hutan dan Lahan.

2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan berupa pengumpulan data *image* berupa gambar yang mengandung api dan asap seperti gambar kebakaran sebagai data *training* untuk metode *deep learning* pada algoritma *You Only Learn One Representation* (YOLOR). Data yang sesuai dengan penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma YOLO yang dimana memiliki *dataset* dengan data *train* 1188 dan data *test* 75.

2.3. Perancangan *preprocessing*

Pada *preprocessing* terdapat beberapa tahap yang dilakukan dengan bantuan *generator datasets online* melalui website app.roboflow.com. Adapun tahapan tersebut :

2.3.1. Labelling

Proses ini titik api dan asap akan ditandai pada data gambar yang sudah dikumpulkan dengan pemberian kotak atau *bounding box* dan pada kotak tersebut akan diberikan nama (*annotations*). menggunakan bantuan generator datasets secara online di website app.roboflow.com kepada seluruh *datasets* yang berjumlah 1263 dengan pembagian data train 1188 dan data test sebanyak 75.

2.3.2. Augmentasi Data

Augmentasi data adalah strategi yang memungkinkan praktisi untuk secara signifikan meningkatkan keragaman data yang tersedia untuk model pelatihan, tanpa benar-benar mengumpulkan data baru[17]. Teknik augmentasi data seperti *cropping*, *padding*, dan *flipping* horizontal umumnya digunakan untuk melatih jaringan neural besar.

2.4. Training

Pada proses ini akan dilakukan tahapan *training* YOLOR menggunakan *dataset*, dengan data *train* 1185 dan data *test* 75. Pada tahapan ini semua data gambar akan diproses dan akan dipelajari oleh YOLOR untuk dilatih mendeteksi titik api dan asap. Pada proses ini peneliti menggunakan bantuan Google Colab dengan tahapan :

```
# clone YOLOR repository

!git clone https://github.com/roboflow-ai/yolor
%cd yolor
!git reset --hard eb3ef0b7472413d6740f5cde39bebl2f5b8
b5d1
```

Gambar 2. Install library YOLOR

```
# Install Mish CUDA

!git clone https://github.com/JunnYu/mish-cuda
%cd mish-cuda
!git reset --hard 6f38976064cbcc4782f4212d7c0c5f6dd5e315a8
!python setup.py build install
%cd ..
```

Gambar 3. Install Mish CUDA

```
#follow the link below to get your download code fro
m from Roboflow

!pip install -q roboflow
from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(model_format="yolov5", notebook="roboflow-y
olor")

!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="w3Hf6y5rEv8tmyX1Nvzx")
project = rf.workspace("dicko").project("baru-hvxbh")
dataset = project.version(2).download("yolov5")
```

Gambar 4. Memasukkan *dataset*

```
%cd /content/yolor

!python train.py --batch-size 8 --img 416 416 --data {dataset.location}/data.yaml --cfg cfg/yolor_p6.cfg --weights '/content/yolor/yolor_p6.pt' --device 0 --name yolor_p6 --hyp '/content/yolor/data/hyp.scratch.1280.yaml' --epochs 500
```

Gambar 5. Melakukan *training*

2.5. Deploy YOLOR / Implementasi Python

Pada tahapan ini dilakukan mendeteksi objek dengan membangun sebuah program menggunakan kode-kode Bahasa pemrograman dan *library* untuk mempermudah dalam pemberian kode-kode Bahasa pemrograman. Pada penelitian ini Bahasa program yang di pakai adalah bahasa pemrograman *Python*. Dan untuk *library* yang di pakai adalah *openCV*.

2.6. Pengujian Sistem

Pada tahapan ini dilakukan pengujian berupa menghitung *Average Precision* (AP), *F-Measure* dan *Confidence*. Presisi merupakan perbandingan jumlah data yang diprediksi benar positif dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Presisi dapat dihitung menggunakan persamaan 1.

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

Recall merupakan pengukuran pada data yang benar positif dengan klasifikasi positif yang benar. *Recall* dapat dihitung menggunakan persamaan 2.

dengan klasifikasi positif yang benar. *Recall*

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

Pada penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan 2 model *epoch* yaitu pada 4000 *epoch* dan 8000 *epoch* yang sesuai dengan penelitian terdahulu, dimana masing-masing dilakukan 4 model pembagian data *train* dan data *test*. Pada masing model akan diuji melalui video kebakaran hutan yang kemudian di hitung nilai rata-rata *confidence* yang di dapatkan.

2.7. Persentasi Hasil

Jika dalam pengujian sudah didapatkan hasil yang lengkap, maka tahapan selanjutnya adalah mempersentasikan hasil dari penelitian yang disertai dengan dokumen laporan penelitian. Jika belum lengkap, maka akan mengulangi tahapan kerja penelitian.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil *training*

Setelah melakukan *training* maka didapatkan nilai hasil dari *pre-processing* yaitu hasil dari MaP, *recall* dan *precision* tersebut yang dilakukan dengan menggunakan data *train* 1188 dan data *test* 75. Maka dapat disimpulkan hasilnya sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil pengujian

Algoritma	Best mAP	Precision	Recall	Training Loss
YOLOv4	66%	0,73%	0,875%.	0,092

3.2. Perbandingan YOLOR dan YOLOV4

Setelah memperoleh hasil dengan YOLOR, selanjutnya dilakukan perbandingan hasil *training* menggunakan YOLOR sebagai berikut :

Tabel 2. Hasil *training*

Algoritma	Train	Best mAP	Recall	Training Loss
YOLOv4	75	47.97	0.39	0.4365
YOLOR	75	66.33	0.87	0.2002

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah dilakukan penelitian dengan menggunakan *dataset* yang sama dengan penelitian terdahulu yang menggunakan algoritma YOLO v4 dalam melakukan deteksi kebakaran hutan dan lahan dengan menggunakan algoritma YOLOR.

4.1. Kesimpulan :

- Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan diketahui bahwa hasil *Average Precision* yang paling bagus dengan menggunakan data *train* sebanyak 1188 dan data *test* 75 data, sehingga dapat hasil nilai mAP sebesar 66.36%.
- Sehingga dapat disimpulkan bahwa Algoritma YOLOR (*You Only Learn One Representation*) lebih baik dari pada YOLO v4 yang hanya mendapat nilai 50.65% dalam melakukan deteksi objek.

4.2. Saran :

- Penambahan datasets gambar titik api dan asap pada kebakaran hutan yang lebih jelas bervariasi agar mampu lebih mengenali titik api dan asap pada kebakaran hutan supaya lebih maksimal
- Menambahkan variasi terhadap pembagian data *train* dan data *test* untuk lebih memastikan nilai mAP yang paling bagus.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Asteriniah and S. Sutina, 'Implementasi kebijakan pengendalian kebakaran hutan dan lahan gambut di Ogan Komering Ilir', *Jurnal Abdimas Mandiri*, vol. 1, no. 2, 2017.
- [2] A. S. Nurdin, 'Pengaruh Iklim Global terhadap Kebakaran Hutan di Kota Ternate', *Techno: Jurnal Penelitian*, vol. 7, no. 2, pp. 150–156, 2018.
- [3] I. K. Putra, B. H. Saharjo, and B. Wasis, 'Tantangan kelembagaan pengendalian kebakaran hutan dan lahan pada tingkat tapak', *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, vol. 24, no. 2, pp. 151–159, 2019.
- [4] B. Benjdira, T. Khursheed, A. Koubaa, A. Ammar, and K. Ouni, 'Car detection using unmanned aerial vehicles: Comparison between faster r-cnn and yolov3', in *2019 1st International Conference on Unmanned Vehicle Systems-Oman (UVS)*, IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [5] Z. A. Fikriya, M. I. Irawan, and S. Soetrisno, 'Implementasi extreme learning machine untuk pengenalan objek citra digital', *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 6, no. 1, pp. A1–A6, 2017.
- [6] Y. Rizki, R. Hayami, and E. Rahmadani, 'Identifikasi Objek Cagar Budaya Candi Mahligai Berbasis Citra Digital Menggunakan Mask R-CNN', *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, pp. 309–314, 2022.
- [7] A. Aprilino, 'Implementasi Algoritma Yolo dan Tesseract OCR pada Sistem Deteksi Plat Nomor Otomatis', *Jurnal Teknoinfo*, vol. 16, no. 1, pp. 54–59, 2022.
- [8] A. Albert, K. Gunadi, and E. Setyati, 'Deteksi Helm pada Pengguna Sepeda Motor dengan Metode Convolutional Neural Network', *Jurnal Infra*, vol. 8, no. 1, pp. 295–301, 2020.
- [9] D. N. Alfarizi, R. A. Pangestu, D. Aditya, M. A. Setiawan, and P. Rosyani, 'Penggunaan Metode YOLO Pada Deteksi Objek: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis', *AI dan SPK: Jurnal Artificial Intelligent dan Sistem Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 1, pp. 54–63, 2023.
- [10] J. Hu, X. Gao, H. Wu, and S. Gao, 'Detection of Workers Without the Helments in Videos Based on YOLO V3', in *2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, 2019, pp. 1–4. doi: 10.1109/CISP-BMEI48845.2019.8966045.
- [11] G. Li, Z. Song, and Q. Fu, 'Small boat detection for radar image datasets with yolo V3 network', in *2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP)*, IEEE, 2019, pp. 1–5.
- [12] R. M. Taufiq, Y. Rizki, and M. R. A. Pratama, 'Simulasi Deteksi Golongan Kendaraan pada Gerbang Tol Menggunakan YOLOv4', *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 2, pp. 199–206, 2022.
- [13] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, 'Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection', *arXiv preprint arXiv:2004.10934*, 2020.
- [14] M. Chen, R. Kong, J. Zhu, L. Wang, and J. Qi, 'Application research of safety helmet detection based on low computing power platform using YOLO v5', in *International Conference on Adaptive and Intelligent Systems*, Springer, 2022, pp. 107–117.
- [15] C.-Y. Wang, I.-H. Yeh, and H.-Y. M. Liao, 'You only learn one representation: Unified network for multiple tasks', *arXiv preprint arXiv:2105.04206*, 2021.
- [16] S. Goyal, M. D. Shagill, A. Kaur, H. Vohra, and A. Singh, 'A yolo based technique for early forest fire detection', *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.(IJITEE) Vol.*, vol. 9, pp. 1357–1362, 2020.
- [17] J. Sanjaya and M. Ayub, 'Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup', *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, 2020.