



Penerapan Algoritma *MobileNet Single Shot Detector* untuk Deteksi Api dan Asap Berpotensi Kebakaran pada Citra Hutan

INFO PENULIS	INFO ARTIKEL
Abd Salam Universitas Muhammadiyah Makassar 105841110220@student.unismuh.ac.id	ISSN: 3026-3603 Vol. 2, No. 2 Oktober 2024 http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst
Rizki Yusliana Bakti Universitas Muhammadiyah Makassar rizkiyusliana@unismuh.ac.id	
Lukman Universitas Muhammadiyah Makassar Lukman@unismuh.ac.id	
Fahrim Irhamna Rahman Universitas Muhammadiyah Makassar Fahcrim141020@unismuh.ac.id	

© 2024 Arden Jaya Publisher All rights reserved

Saran Penulisan Referensi:

Salam, A., Bakti, R. Y., Lukman, & Rahman, F. I. (2024). Penerapan Algoritma *MobileNet Single Shot Detector* untuk Deteksi Api dan Asap Berpotensi Kebakaran pada Citra Hutan. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi*, 2 (2), 502-510.

Abstrak

Kebakaran hutan merupakan ancaman besar terhadap lingkungan, terutama di kawasan tropis seperti Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi api dan asap berbasis algoritma *MobileNet Single Shot Detector (SSD)* pada citra hutan. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif. Hal ini ditunjukkan dengan pengukuran dan evaluasi berdasarkan data numerik, seperti nilai *Localization Loss*, *Classification Loss*, *Mean Average Precision (mAP)*, dan *Average Recall*. Dataset terdiri dari citra api dan asap yang dikumpulkan dari Lereng Pegunungan Bawakaraeng, Kabupaten Gowa, Sulawesi Selatan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini mampu mendeteksi api dan asap dengan tingkat akurasi yang memadai, di mana nilai *Mean Average Precision (mAP)* mencapai 31,5% dan *Average Recall* sebesar 56,6%.

Kata kunci : Kebakaran hutan, Deteksi api dan asap, *MobileNet Single Shot Detector (SSD)*,

Abstract

Forest fires pose a significant threat to the environment, especially in tropical regions such as Indonesia. This research aims to design and implement a fire and smoke detection system based on the MobileNet Single Shot Detector (SSD) algorithm in forest images. The study employs a quantitative method, as evidenced by measurements and evaluations based on numerical data such as Localization Loss, Classification Loss, Mean Average Precision (mAP), and Average Recall. The dataset consists of fire and smoke images collected from the slopes of Mount Bawakaraeng, Gowa Regency, South Sulawesi. The results show that the system is capable of detecting fire and smoke with an adequate level of accuracy, achieving a Mean Average Precision (mAP) of 31.5% and an Average Recall of 56.6%.

Keywords: Forest fires, Fire and smoke detection, MobileNet Single Shot Detector (SSD)

A. Pendahuluan

Gelombang merupakan Kebakaran hutan dan lahan merupakan isu serius yang berdampak luas, terutama di negara-negara dengan iklim tropis seperti Indonesia. Isu ini seringkali disebabkan oleh tindakan manusia, baik yang sengaja maupun akibat kelalaian. Tindakan sengaja termasuk pembakaran hutan untuk membuka lahan baru, sementara kelalaian mencakup pembakaran sampah tanpa pengawasan dan pembuangan puntung rokok sembarangan (Saputra & Faisal Adhinata, 2023). Setelah kebakaran terjadi, sering kali api sulit dikendalikan dan menyebar mengikuti arah angin. Dampak dari kebakaran hutan meliputi kerugian yang signifikan bagi manusia, hewan, dan tumbuhan, termasuk pemanasan global, perubahan iklim, tanah longsor, dan banjir (Nabilah Muhamad, 2023).

Di Indonesia, kebakaran hutan menyebabkan emisi karbon dioksida (CO₂e) yang mencapai lebih dari 5,9 juta ton dan mengakibatkan penurunan luas area hutan yang signifikan. Kerugian materiil yang dialami mencapai 200 triliun rupiah. Selain itu, kabut asap yang ditimbulkan dari kebakaran dapat berdampak buruk pada kesehatan masyarakat (Nabilah Muhamad, 2023). Oleh karena itu, peningkatan pengawasan dan pengendalian kebakaran hutan oleh pemerintah Indonesia sangat penting, termasuk meningkatkan kesadaran masyarakat tentang pentingnya menjaga kelestarian hutan dan memperbaiki strategi pengendalian kebakaran. Pengelolaan yang efektif, seperti pengurangan penggunaan lahan untuk pertanian dan peningkatan alokasi lahan untuk konservasi, dapat membantu mengurangi risiko kebakaran (Wening, 2019).

Metode Water Bombing, yaitu penyiraman air ke area terbakar, merupakan teknik yang efektif untuk meredam api besar dan berperan dalam pencegahan kebakaran. Selain itu, pemadaman manual juga sering dilakukan dengan menyiramkan air langsung ke titik api menggunakan selang, meskipun ini memerlukan perhatian ekstra terhadap keselamatan petugas dari bahaya asap dan api (Wening, 2019).

Citra hutan, yang diperoleh melalui satelit, drone, atau kamera, memainkan peran penting dalam mendeteksi dan memantau kebakaran hutan di Indonesia. Citra ini memungkinkan deteksi titik api dan asap dari kebakaran serta memantau luas area terbakar dan proses pemadaman. Penggunaan citra sangat penting dalam upaya pencegahan dan mitigasi dampak kebakaran, serta membantu analisis dampak dan perencanaan strategi pencegahan di masa depan (Abror, 2019).

Dalam penelitian ini, kami akan menganalisis penerapan algoritma MobileNet SSD dalam mendeteksi api dan asap pada citra hutan. Algoritma ini sebelumnya telah digunakan untuk mendeteksi objek bergerak, seperti manusia dan kendaraan, dengan akurasi tinggi (Muharram et al., 2021). Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi akurasi algoritma dalam konteks deteksi kebakaran hutan, dengan harapan dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem deteksi yang lebih efektif dan efisien untuk pencegahan dan pengurangan dampak kebakaran hutan.

B. Metodologi

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif. Hal ini ditunjukkan dengan pengukuran dan evaluasi berdasarkan data numerik, seperti nilai Localization Loss, Classification Loss, Mean Average Precision (mAP), dan Average Recall.

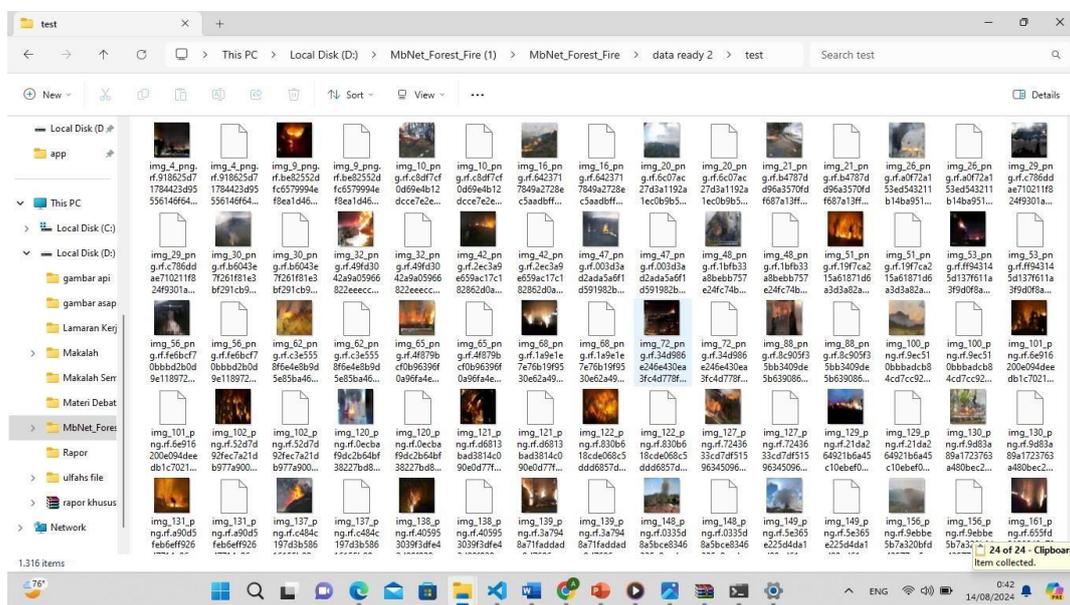
Jenis Penelitian dan Sumber Data

Data primer adalah data yang didapatkan langsung dari lokasi penelitian dengan melakukan observasi serta dokumentasi terhadap kondisi lokasi penelitian dilakukan di Lereng Gunung Bawakaraeng yang beralamat di wilayah Parangmaha, Lingkungan Topidi, Kelurahan Bontolureng Kecamatan Tinggimoncong, Kabupaten Gowa Sulawesi Selatan.

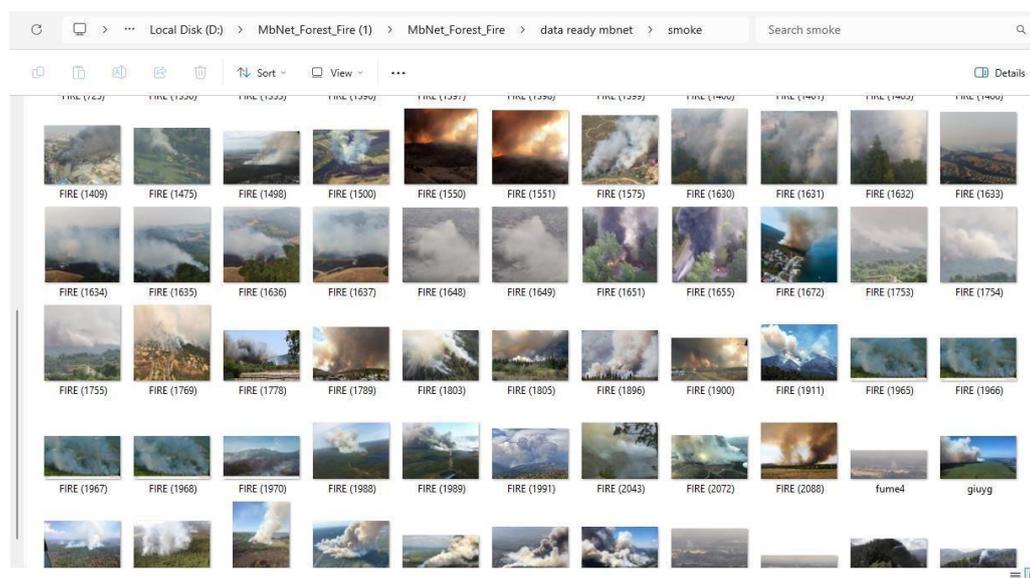
C. Hasil dan Pembahasan

a. Pengumpulan Data

Pada pengumpulan data, penulis mengumpulkan data dari lokasi penelitian. Data ini sebanyak sebanyak 950 gambar dengan format ekstensi JPG (Joint Photographic Group) yang terdiri dari 2 label yaitu api sebanyak 475 gambar dan asap sebanyak 475 gambar.



Gambar 1. Data Kebakaran Hutan Gunung Bawakaraeng



Gambar 2. Data Asap Kebakaran Hutan Bawakaraeng

b. Image Anotation

Image annotation adalah proses menandai atau menunjukkan lokasi dan jenis objek dalam suatu gambar. Pada penelitian ini kami menandai setiap objek api dan asap yang ada pada setiap gambar, dimana nantinya model akan belajar mengenali objek yang telah ditandai dalam gambar. Pada gambar 9 diperlihatkan gambar sebelah kiri adalah gambar awal dan gambar kanan merupakan gambar yang telah dilakukan Image Annotation.



Gambar 3. *Image Annotation*

Gambar yang telah dianotasi akan menghasilkan file berekstensi XML (Extensible Markup Language) yang berisi rincian informasi dari gambar yang dianotasi. Contoh file XML hasil anotasi dapat dilihat pada gambar xx. Pada file XML tersebut terdapat informasi seperti nama file, jenis kelas (api atau asap) ukuran gambar dalam piksel serta posisi kotak anotasi pada program dibawah ini

c. Processing

Karena Pada tahapan preprocessing bertujuan untuk mempersiapkan data-data sebelum dilakukan proses Training Model. Beberapa tahap yang dilakukan diantaranya terdapat Image to Array, Resize dan Augmentasi.

1. Image to Array

Image to array langkah umum dalam preprocessing gambar saat bekerja dengan pembelajaran mesin atau tugas visi komputer. Proses ini melibatkan konversi gambar menjadi representasi numerik yang dapat dimasukkan ke dalam model.

2. Resize Image

Resize image merupakan tahap yang bertujuan untuk memperkecil jumlah pixel daripada image hasil penangkapan gambar atau citra digital. Pada tahap ini

3. Augmentasi

Augmentasi merupakan proses memodifikasi atau memanipulasi suatu citra, sehingga citra asli dalam bentuk standar akan diubah bentuk dan posisinya.

Augmentasi data bertujuan agar mesin dapat belajar dan mengenali dari berbagai citra yang berbeda-beda sekaligus bisa dimanfaatkan untuk memperbanyak data.

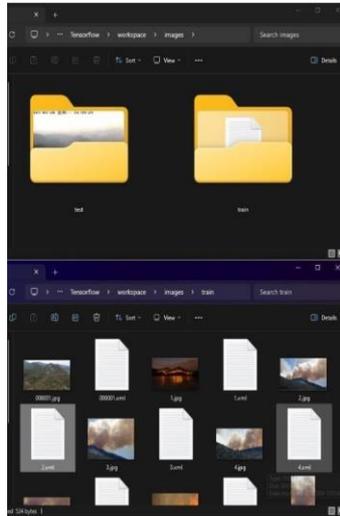
Parameter `rotation_range` pada program diatas merupakan parameter yang dapat memutar gambar secara acak antara 0 sampai 25 derajat dengan memberikan nilai bilangan bulat. Saat gambar diputar, beberapa pixel akan bergerak keluar gambar dan membuat area kosong yang harus diisi dengan menetapkan parameter `fill_mode` dengan nilai defaultnya adalah `nearest` yang hanya menggantikan area kosong dengan nilai pixel terdekat.

Objek tidak selalu berada di tengah gambar.

Pada tahap ini dataset dibagi menjadi 2 bagian. Yang pertama, digunakan untuk training dan yang kedua digunakan untuk testing, untuk data training digunakan sebesar 70% atau 665 gambar dari total data, dan proporsi untuk testing sebanyak 30% atau 285 gambar dari total data.

Proses pembagian data, pada gambar merupakan script untuk membagi keseluruhan gambar dan anotasi kedalam folder training dan testing dengan proporsi 70% untuk training dan 30% untuk testing.

d. Pembuatan Model MobileNet



Gambar 4.Pembagian Dataset Gambar

Sebelum dilakukan proses segmentasi dengan MobileNet, terlebih dahulu dilakukan pembuatan Model. Pada tahap ini akan dilakukan proses Training Model dimana data yang telah di-Split akan dipelajari untuk dapat menghasilkan Model yang dapat mengenali objek yang akan dideteksi pada gambar (Feature Learning Process).

Pada proses Splitting Data, dimana dari total 180 gambar akan dibagi menjadi Data Training dan Data Testing dengan proporsi 70% untuk Data Training (126 data) dan 30% untuk Data Testing (54 data). Dari data tersebut yang nantinya akan melalui proses pembuatan model. Model inilah yang akan di-save dan kemudian di-load ketika proses Segmentasi gambar.

1. Hyperparameter

Pada tahap ini hyperparameter merupakan variable yang bergantung pada penelitian ini, dikarenakan hyperparameter adalah parameter yang nilainya digunakan untuk mengontrol proses pembelajaran.

Tabel 1 Hyperparameter

No	Hyperparameter	Value
1	Epoch	40
2	Batch size	8
3	Activation Function	RELU 6
4	Learning Rate	0.08 (initiate)

Pada tabel diatas dapat kita lihat bahwasanya memiliki daftar hyperparameter beserta nilainya yang akan digunakan dalam proses pelatihan model. Epoch Model akan diperbaharui dan diperbaiki menggunakan dataset yang tersedia sebanyak 40 kali. Batch size dalam setiap iterasi pelatihan, model akan memproses 8 sampel data sekaligus. Dengan menggunakan batch size kecil seperti ini, pelatihan model menjadi lebih efisien karena memungkinkan penggunaan sumber daya komputasi yang optimal dan mengurangi beban pada memori.

Activation Function fungsi aktivasi yang akan digunakan adalah ReLU6. Fungsi ini memberikan non-linearitas pada model, yang penting dalam pembelajaran dari data yang kompleks. ReLU6 membatasi output neuron menjadi rentang antara 0 hingga 6, memungkinkan model untuk mempelajari representasi data yang lebih terperinci. Learning Rate laju pembelajaran awal adalah 0.08.

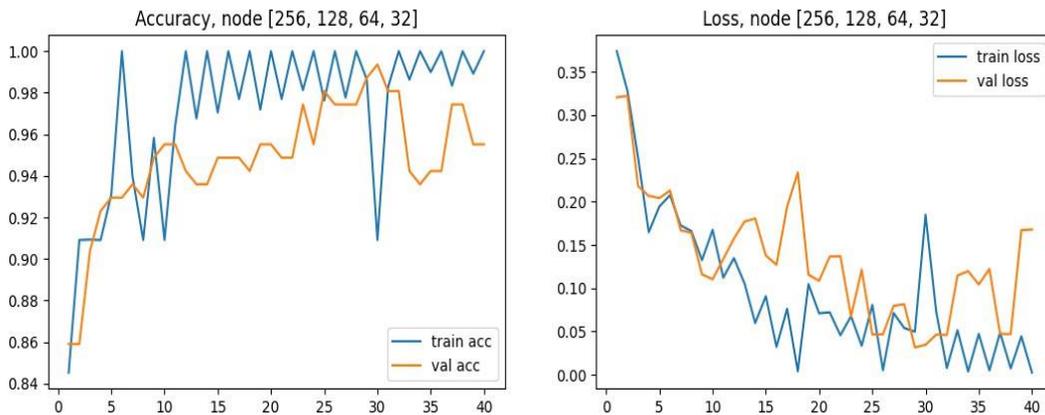
Berapa besar langkah yang diambil oleh model dalam memperbarui bobotnya berdasarkan

gradien yang dihitung. Model dapat mengkonvergensi ke solusi yang optimal dengan cepat.

e. Training Model

Untuk Setelah mengatur Hyperparameter, model selanjutnya akan di training dengan dataset yang sudah di Preprocessing sebelumnya. Pada proses training nantinya model akan melakukan proses Feature Learning, yaitu proses mempelajari feature- feature (dalam hal ini pixel pada gambar) untuk dapat kemudian mengenali objek- objek yang telah dianotasi pada gambar (api dan asap).

Nantinya dari script tersebut akan menghasilkan kode yang dapat dijalankan untuk memulai training model. Dapat kita lihat juga pada script tertera jika model akan ditraining sebanyak 127 step, dimana setiap 1 epoch (proses sekali training) sama dengan 100 step, sehingga totalnya sama dengan 40 epoch (40kali proses training).



Gambar 5. Grafik Accuracy dan Loss

Setelah proses Training dilakukan didapatkan hasil pengukuran akurasi dari deteksi objek pada berbagai kelas, pada model ini didapatkan nilai tertinggi yakni 256,128,64,32 Lalu untuk yang memberikan gambaran terhadap seberapa baik model dapat menemukan object pada dataset, didapatkan dengan nilai tertinggi pada Loss256,128,64,32.

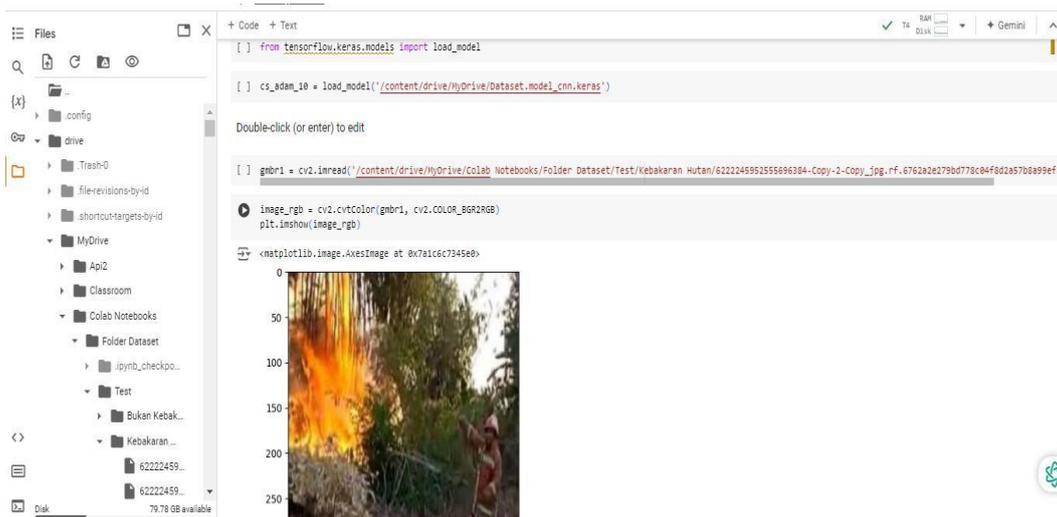
f. Evaluasi Model

Untuk memperoleh Setelah proses training model selesai, selanjutnya model akan dievaluasi dengan data testing yang bertujuan untuk mengukur seberapa baik model yang telah dibuat dengan beberapa matriks pengukuran. Dibawah ini adalah potongan script untuk menjalankan proses evaluasi pada model.

Dari script tersebut nantinya proses evaluasi akan dijalankan pada Command Prompt seperti pada gambar 15. Setelah script diatas dijalankan, akan dihasilkan dua pengukuran nilai loss, yakni

1. Localization Loss, mengukur nilai loss (kerugian) pada seberapa baik model memprediksi lokasi (kordinat Bounding Box) dari objek dalam gambar. Tujuannya adalah agar bounding box yang diprediksi oleh model sesuai dengan ground truth bounding box yang sebenarnya. Salah satu metrik yang umum digunakan untuk menghitung localization loss adalah Mean Square Error (MSE) antara prediksi bounding box dan ground truth bounding box.

2. Classification Loss, mengukur seberapa baik model memprediksi kelas dari objek yang terdapat dalam gambar. Ini berfokus pada aspek klasifikasi, yaitu menentukan jenis objek apa yang terdapat dalam bounding box yang diprediksi oleh model (dalam hal ini api atau asap).



Gambar 6. Tampilan Rancangan *Interface*

1. Hasil Output Rancangan

Setelah rancangan sistem untuk deteksi telah dibuat, nantinya data uji coba akan diupload dan dikirim ke Backend untuk kemudian dideteksi oleh model *MobileNet*. Berikut adalah hasil output deteksi kebakaran

```

array([[1.]], dtype=float32)

with open('CNN_Label.pkl', 'rb') as binarizer_file:
    binarizer = pickle.load(binarizer_file)

y_invers = binarizer.inverse_transform(y_pred)

y_invers

array(['Kebakaran Hutan'], dtype='<U21')

```

Gambar 7. Hasil *Output* Deteksi

D. Kesimpulan

Berdasarkan perhitungan analisis tinggi gelombang dan abrasi maka, dapat diambil kesimpulan bahwa :

1. Penyebab Rancangan sistem deteksi api dan asap menggunakan algoritma MobileNet Single Shot Detector (SSD) telah berhasil dikembangkan dan menunjukkan performa Grafik akurasi menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan, terutama pada tahap awal pelatihan. Namun, secara umum, akurasi model pada data validasi (val acc) cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya epoch, mendekati nilai akurasi pada data latih (train acc). Hal ini mengindikasikan bahwa model telah mampu mempelajari pola-pola yang ada dalam data latih dan mampu menggeneralisasikannya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
2. Abrasi Performa model MobileNet SSD dinilai cukup baik dengan grafik loss menunjukkan penurunan nilai loss baik pada data latih maupun validasi. Penurunan nilai loss ini mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi. Nilai loss pada data validasi yang relatif dekat dengan nilai loss pada data latih menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting.

Saran

1. Untuk penelitian Kualitas dan kuantitas data latih sangat berpengaruh pada kinerja model CNN. Semakin beragam dan banyak data yang digunakan untuk melatih model, maka model akan semakin mampu mengenali pola-pola yang kompleks dalam gambar. Untuk itu, perlu dilakukan pengumpulan data tambahan dengan variasi yang lebih luas, seperti kondisi

pencahayaan yang berbeda, jenis api atau asap yang beragam, dan latar belakang yang bervariasi. Selain itu, teknik augmentasi data seperti rotasi, pemotongan, atau perubahan kecerahan dapat diterapkan untuk menciptakan variasi data baru.

2. Dalam arsitektur CNN dan nilai hyperparameter yang digunakan juga sangat mempengaruhi kinerja model. Dengan mencoba berbagai arsitektur CNN seperti ResNet, VGG, atau DenseNet, kita dapat menemukan arsitektur yang paling cocok untuk masalah deteksi api dan asap. Selain itu, penyetelan *hyperparameter* seperti *learning rate*, jumlah epoch, dan fungsi aktivasi secara hati-hati juga sangat penting untuk mencapai kinerja optimal. Teknik regularisasi seperti dropout atau *L1/L2 regularization* dapat digunakan untuk mencegah overfitting dan meningkatkan generalisasi model.

E. Referensi

- Abror, Z. F. (2019). Klasifikasi Citra Kebakaran Dan Non Kebakaran Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 24(2), 102–113. <https://doi.org/10.35760/tr.2019.v24i2.2389>
- Adarrani, A., Putri, W., Susetyo, Y. A., Pada, T., Monitoring, A., Di, S., & Xyz, P. T. (2022). Implementation of Flask for Stock Checking in Distribution Center & Store on Monitoring Stock Application in PT XYZ Implementasi Flask Untuk Pengecekan Stok Distribution Center. 3(5), 1265–1274.
- Adelianti, N. (2019). Pendeteksi Kebakaran Hutan Menggunakan Komunikasi Lora (Long Range) Wireless Network. *Universitas Islam Negeri Allaudin*, 1(1), 63. http://www.ghbook.ir/index.php?name=های و رسانه فرهنگ&option=com_dbook&task=readonline&book_id=13650&page=73&chk_hashk=ED9C9491B4&Itemid=218&lang=fa&tmpl=component%0Ahttp://www.albayan.ae%0Ahttps://scholar.google.co.id/scholar?hl=en&q=APLIKASI+PENGENA
- Alfarizi, M. R. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., & ... (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning. *Karimah ...* <https://ojs.unida.ac.id/karimahtauhid/article/view/7518>
- Amalina, N. (2019). Uji Akurasi Aplikasi Augmented Reality Pembelajaran Huruf Alfabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) pada Vuforia Menggunakan Confusion Matrix. *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang*.
- Andeskob, T. I. (2023). Prototype Sistem Pemantauan dan Pendeteksi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Teknologi WSN Berbasis IoT. *scholar.unand.ac.id*. <http://scholar.unand.ac.id/203168/%0Ahttp://scholar.unand.ac.id/203168/10/2.%20BAB%20I.pdf>
- Anggreani, D. (2023). Peningkatan Metode YOLOv7 Dengan Proses Augmentasi Image Pada Klasifikasi Jenis Kupu-Kupu. *Jtsi*, 4(2), 243–253.
- Ari Kukuh Sentanu, I. G. A., Diafari Djuni, I. G. A. K., & Pramaita, N. (2021). Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Kebakaran Hutan Berbasis Node MCU ESP8266. *Jurnal SPEKTRUM*, 8(1), 286. <https://doi.org/10.24843/spektrum.2021.v08.i01.p32>
- Ekoputris, R. O. (2018). MobileNet: Deteksi Objek pada Platform Mobile. *Nodeflux*. <https://medium.com/nodeflux/mobilenet-deteksi-objek-pada-platform-mobile-bbbf3806e4b3>
- Irawan, Y., Muzawi, R., Alamsyah, A., Hang Tuah Pekanbaru, U., & Amik Riau, S. (2022). Sistem Real Time Monitoring Pendeteksi Kebakaran Hutan dan Lahan di Provinsi Riau. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 5(2).
- Mamuriyah, N., & Sumantri, J. (2022). Penerapan Metode Convolution Neural Network (CNN) Pada Aplikasi Automatic Lip Reading. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 6(1), 276–287. <https://doi.org/10.31289/jite.v6i1.7523>
- Muharram, R. F., Studi, P., Informatika, T., Gedong, K., Rebo, P., & Timur, J. (2021). Implementasi Artificial Intelligence Untuk Deteksi. *01(03)*, 1–2.
- Nabilah Muhamad. (2023). Kalimantan Barat Hasilkan Emisi CO2 dari Karhutla Terbanyak sampai Juli 2023. *Databoks*. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/08/30/kalimantan-barat-hasilkan-emisi-co2-dari-karhutla-terbanyak-sampai-juli-2023>
- Ningtyas, D. F., & Setiyawati, N. (2021). Implementasi Flask Framework pada Pembangunan Aplikasi Purchasing Approval Request. *Jurnal Janitra Informatika Dan Sistem Informasi*, 1(1), 19–34. <https://doi.org/10.25008/janitra.v1i1.120>
- Nurmalasari, Y. (2019). Convolutional Neural Network (CNN). *Medium*.

- Pranata, A. (2019). Karhutla di Gunung Bawakaraeng dan Lompobattang Mulai Reda. Artikel ini telah tayang di Idntimes.com dengan judul "Karhutla di Gunung Bawakaraeng dan Lompobattang Mulai Reda". Klik untuk baca: <https://sulsel.idntimes.com/news/sulsel/aanpranata/karhutla-di->. IDN TIMES SULSEL. <https://sulsel.idntimes.com/news/sulsel/aanpranata/karhutla-di-gunung-bawakaraeng-dan-lompobattang-mulai-reda?page=all>
- Rahman, S., Sembiring, A., Siregar, D., Khair, H., Gusti Prahmana, I., Puspadini, R., & Zen, M. (2023). Python: Dasar dan Pemrograman Berorientasi Objek. Penerbit Tahta Media.
- Rosaly, R., & Prasetyo, A. (2020). Flowchart Beserta Fungsi dan Simbol-Simbol. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 2(3), 5-7.
- Ruldivem, A., Ahmad, U. A., & ... (2022). Desain Dan Implementasi Sistem Pendeteksi Kebakaran Hutan Menggunakan Komunikasi Lora (Long Range). EProceedings <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/17943>
- Saputra, R. A., & Faisal Adhinata, dan D. (2023). Model Deteksi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Transfer Learning DenseNet201. *Jurnal of Intelligent System and Computation*, 05(02), 65-72. <https://doi.org/10.52985/insyst.v5i2.317>
- Syahputra, Z. (2023). Penerapan SSD-MobileNet Dalam Identifikasi Jenis Buah Apel. *Indonesian Journal of Education And Computer Science*, 1(1), 1-7. <https://doi.org/10.60076/indotech.v1i1.2>
- Trivusi. (2022). Pengertian dan Cara Kerja Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Trivusi. <https://www.trivusi.web.id/2022/04/algoritma-cnn.html>
- Wening, T. (2019). Water Bombing dan Hujan Buatan, Dua Metode untuk Memadamkan Kebakaran Hutan. Bobo.Id. <https://bobo.grid.id/read/081861393/water-bombing-dan-hujan-buatan-dua-metode-untuk-memadamkan-kebakaran-hutan?page=all>
- Winarno, A., & Awang Joko Mastera. (2023). Desain Sistem Pendeteksi Kebakaran Hutan Dengan GPS dan Telegram. *TESLA: Jurnal Teknik Elektro*, 25(1), 1-12. <https://doi.org/10.24912/tesla.v25i1.22931>