

Model Deteksi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Transfer Learning DenseNet201

Rifqi A. Saputra¹ dan Faisal D. Adhinata^{2,*}

¹Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia

Corresponding author: Faisal Dharma Adhinata (e-mail: faisal@ittelkom-pwt.ac.id).

ABSTRACT Forest and land fires in Indonesia are frequent occurrences and cause significant health, ecological, and social losses. Human and natural factors play a role in triggering this fire. However, the management of forest and land fires still faces obstacles in accurately predicting the location of hot spots, so optimal control is difficult. This research aims to create a model capable of detecting forest and land fires using a transfer learning approach, incorporating the DenseNet201 architecture to improve accuracy. The dataset used in this study comes from the Fire Forest Dataset on the Kaggle website. The feature extraction process is carried out using the DenseNet201 architecture, and the resulting model is tested using the confusion matrix method to classify images into two classes, namely fire and non-fire classes. The test results using a data test of 380 data show an accuracy rate of 99% in identifying images of forest and land fires. This research makes an important contribution to the development of forest and land fire detection technology. The use of a transfer learning approach with the DenseNet201 architecture has the potential to improve fire detection accuracy. It is hoped that this research will provide a basis for developing intelligent systems that are more sophisticated and effective in overcoming the problem of forest and land fires, as well as protecting the environment and public health in Indonesia.

KEYWORDS Confusion Matrix, DenseNet201, Forest and Land Fire, Transfer Learning

ABSTRAK Kebakaran hutan dan lahan di Indonesia merupakan peristiwa yang sering terjadi dan menimbulkan kerugian yang signifikan dalam bidang kesehatan, ekologi, dan sosial. Faktor manusia dan alam berperan dalam memicu terjadinya kebakaran ini. Namun, penanganan kebakaran hutan dan lahan masih menghadapi kendala dalam memprediksi lokasi titik panas secara akurat, sehingga pengendalian yang optimal sulit dilakukan. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem cerdas untuk mendeteksi kebakaran hutan dan lahan dengan lebih efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sebuah model yang mampu mendeteksi kebakaran hutan dan lahan dengan menggunakan pendekatan *transfer learning*, dengan memanfaatkan arsitektur *DenseNet201* guna meningkatkan akurasi deteksi. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *Fire Forest Dataset* pada situs *Kaggle*. Proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur DenseNet201, dan model yang dihasilkan diuji dengan menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengklasifikasikan gambar menjadi dua kelas, yaitu kelas api dan non-api. Melalui pelatihan menggunakan arsitektur *DenseNet201*, diperoleh model yang efektif dalam mendeteksi kebakaran hutan dan lahan. Hasil pengujian dengan menggunakan data uji sebanyak 380 data menunjukkan tingkat akurasi sebesar 99% dalam mengenali gambar kebakaran hutan dan lahan. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan teknologi deteksi kebakaran hutan dan lahan. Penggunaan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur *DenseNet201* memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi deteksi kebakaran yang lebih baik. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan landasan bagi pengembangan sistem cerdas yang lebih canggih dan efektif dalam mengatasi masalah kebakaran hutan dan lahan, serta melindungi lingkungan dan kesehatan masyarakat di Indonesia.

KATA KUNCI *Confusion Matrix, DenseNet201, Kebakaran Hutan dan Lahan, Transfer Learning*

I. PENDAHULUAN

Hutan memainkan peran penting dalam menjaga keseimbangan ekologi bumi. Menurut *Food and Agriculture Organization* (FAO), luas hutan di bumi adalah 4,06 miliar hektar (Ha) [1]. Menurut laporan Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan, pada tahun 2020 luas hutan di Indonesia mencapai 95,6 juta hektar (Ha), setara dengan 50,9% dari total luas daratan di Indonesia [2]. Luasnya lahan hutan akan menimbulkan masalah yang dapat terjadi yaitu bencana kebakaran hutan dan lahan. Dampak kebakaran ini dapat mempengaruhi beberapa sektor, seperti kesehatan, ekologi, ekonomi, dan masyarakat [3].

Laporan Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan tahun 2021 menugambarmunjukkan luas kebakaran hutan dan lahan di Indonesia mencapai 354.528 hektare (Ha). Dibandingkan tahun 2020, angka tersebut meningkat 19,4% dengan luas 296.942 hektare (Ha) [4]. Penyebab utama kebakaran hutan dan lahan di Indonesia adalah perilaku manusia, dengan persentase 99% dan 1% disebabkan oleh faktor alam [5]. Upaya penanggulangan kebakaran hutan dan lahan di Indonesia belum maksimal karena sulit dideteksi [6], dan kurangnya kesadaran masyarakat dan konsolidasi penanganan kebakaran hutan dan lahan yang belum dilakukan secara menyeluruh telah menyebabkan kebakaran hutan dan lahan. sering terjadi di Indonesia.

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya, maka diperlukan suatu model yang dapat mendeteksi kebakaran hutan dan lahan dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan yang semakin pesat yang dapat menyelesaikan masalah atau bekerja seperti manusia [7]. Kecerdasan buatan dapat diterapkan dalam penanggulangan bencana [8], seperti mendeteksi kebakaran hutan dan lahan menggunakan *image object recognition* [9]. Penelitian sebelumnya telah dilakukan dengan menggunakan salah satu metode *transfer learning* yaitu *DenseNet* [10][11] sudah memperoleh hasil yang cukup baik dengan akurasi masing-masing 98,16% dan 92% namun masih terdapat kendala pada ketidakseimbangan data kebakaran hutan yang digunakan sehingga dapat menyebabkan masalah seperti bias kelas dan akurasi yang rendah. Model cenderung menghasilkan hasil yang lebih baik pada kelas mayoritas dan memiliki kinerja yang buruk dalam mendeteksi kelas minoritas.

Transfer learning adalah teknik yang menerapkan model yang telah dilatih sebelumnya dengan menggunakan *dataset* yang nantinya dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah model yang memiliki kesamaan [12]. Selain itu, teknik pembelajaran transfer dapat dimodifikasi, dan parameternya diubah untuk beradaptasi dengan *dataset* baru. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan salah satu jenis pembelajaran transfer, yaitu arsitektur *DenseNet201* [13], jaringan saraf *convolutional* yang terdiri dari 201 lapisan dalam yang dapat memuat model pra pelatihan menggunakan gambar dari *dataset* CIFAR 100 [14]. Dengan kedalaman lapisan dan model pra pelatihan penelitian ini juga menggunakan *dataset* yang telah dipersiapkan agar data

yang digunakan seimbang antara data kebakaran dan non-kebakaran guna memaksimalkan proses pelatihan menggunakan metode *DenseNet201* yang menghasilkan model yang dapat mendeteksi kebakaran hutan dan lahan dengan akurasi tinggi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian yang dilakukan oleh [10] pada tahun 2020 tentang deteksi kebakaran hutan dengan menggunakan metode *DenseNet* dan proses augmentasi data berbasis *cycleGAN*. Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data dalam klasifikasi gambar kebakaran hutan yang menyebabkan *overfitting* yang berdampak pada penurunan kinerja model. Untuk mengatasi permasalahan tersebut digunakan proses augmentasi data berbasis *cycleGAN* dengan menghasilkan gambar-gambar kebakaran sintesis yang menyerupai gambar kebakaran sebenarnya. Model yang akan dibangun pada penelitian ini menggunakan *densely connected convolutional networks* (*DenseNet*) yang memiliki kelebihan mengurangi *vanishing gradient problem*, memperkuat *feature propagation*, mengutamakan penggunaan ulang fitur, dan mengurangi jumlah parameter sehingga dapat mengurangi waktu pelatihan [15]. Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 4959 gambar non-kebakaran yang diperoleh dari 8 *database* dengan kategori pemandangan dan *database* tempat wisata Korea. 1395 gambar kebakaran hutan yang diperoleh dengan *crawling* data pada *website* dan tangkapan gambar video *drone*. Penelitian ini juga melakukan perbandingan hasil dengan metode *transfer learning* lainnya yaitu *VGG-16* dan *ResNet-50*. Hasil yang didapatkan dari hasil pengujian dengan menggunakan data hasil augmentasi menggunakan *cycleGAN* diperoleh metode *DenseNet* memiliki hasil yang paling baik dengan akurasi 98,27% dan *F1-Score* 98,16. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode *DenseNet* mampu memberikan akurasi deteksi kebakaran hutan yang tinggi.

Penelitian dilakukan oleh [11] pada tahun 2022 tentang deteksi kebakaran hutan dengan menggunakan metode *DenseNet* dengan tujuan untuk menghindari peringatan palsu yang berasal dari objek yang menyerupai api dan objek api yang berukuran kecil. Penelitian ini memiliki beberapa tahapan proses yang dilakukan seperti pengumpulan *dataset* kemudian dilakukan tahapan *preprocessing dataset* dengan melakukan *cropped* dan *resize* menjadi 224x224 piksel untuk mendapatkan fitur yang diinginkan dilanjutkan dengan proses augmentasi data untuk menghasilkan variasi gambar serta memperluas kumpulan data agar tidak terjadi *overfitting* pada tahap pelatihan. *Dataset* sudah diproses sebelumnya, dan fitur-fiturnya diekstrak. Kemudian model tersebut dilatih dengan *dataset* yang diklasifikasikan berdasarkan apakah objek tersebut termasuk api dan non api. Data yang digunakan berisi gambar api, objek seperti api, dan gambar non-api yang diperoleh dalam berbagai kondisi iklim, berbagai jenis vegetasi, dan juga gambar yang memiliki jarak dan kecerahan yang berbeda-beda api. Selain itu, beberapa gambar memiliki objek dwiwarna, cahaya,

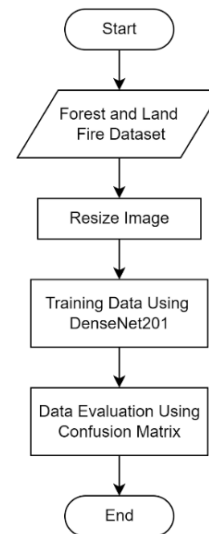
matahari terbit, dan matahari terbenam yang diperhitungkan untuk mendiversifikasi dan meningkatkan akurasi model dengan total data 1760 yang terdiri dari kelas api dan non-api. Hasil pelatihan yang diperoleh dari model *DenseNet* 92% sedangkan akurasi validasi adalah 74%. Model ini memberikan akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan algoritma *deep learning* lainnya seperti YOLO V3 dengan akurasi 81.9%, YOLO V5 dengan akurasi 88.2%, dan K-Means dengan akurasi 90.5. Hasil tersebut menunjukkan model *DenseNet* dapat digunakan pada kamera pengintai dan *drone* yang terletak di alam liar dan dapat digunakan untuk memprediksi kebakaran. kebakaran dan wilayahnya.

Berdasarkan penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya hasil yang diperoleh menggunakan metode *DenseNet* sudah baik, namun masih terdapat kendala pada ketidakseimbangan data kebakaran hutan yang digunakan sehingga dapat menyebabkan masalah seperti bias kelas dan akurasi yang rendah. Model cenderung menghasilkan hasil yang lebih baik pada kelas mayoritas dan memiliki kinerja yang buruk dalam mendeteksi kelas minoritas. Dalam hal ini, ini berarti model dapat lebih baik dalam mendeteksi non-kebakaran, tetapi kurang baik dalam mengenali gambar kebakaran. Oleh karena itu pada penelitian ini menggunakan *dataset* yang telah dipersiapkan agar data yang digunakan seimbang antara data kebakaran dan non-kebakaran guna memaksimalkan proses pelatihan menggunakan metode *DenseNet201*.

III. METODOLOGI

Penelitian mengenai deteksi kebakaran hutan dan lahan dengan menggunakan algoritma *DenseNet201* diawali dengan pencarian *dataset* hutan dan lahan melalui situs *Kaggle* yang akan digunakan dalam proses pelatihan di mana data yang diperoleh terdiri dari dua kelas yaitu *fire* dan *no-fire*. Selanjutnya data yang telah didapatkan akan melalui tahap *preprocessing* dengan melakukan *resize* pada gambar menjadi 224 x 224 piksel. Data yang telah dilakukan proses *preprocessing* akan masuk ke dalam tahap pelatihan dengan skema percobaan komposisi data pelatihan dan validasi yaitu 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10 menggunakan algoritma *DenseNet201* alasan metode ini digunakan dikarenakan memiliki kelebihan antara lain memiliki 201 lapisan di mana dapat membantu model untuk mengekstraksi fitur-fitur penting yang diperlukan untuk mendeteksi kebakaran hutan dan lahan dengan lebih baik kemudian memiliki konektivitas yang padat yang berguna untuk membantu model dalam mengenali dan menghubungkan pola-pola penting yang berkaitan dengan kebakaran hutan dan lahan dan dapat meminimalkan masalah gradien yang hilang di mana dalam konteks deteksi kebakaran hutan dan lahan dapat membantu model untuk belajar dengan lebih baik dari data pelatihan yang kompleks dan mengatasi masalah gradien yang hilang. Hasil yang diperoleh dari proses pelatihan memperoleh empat model terbaik dari masing-masing skema komposisi data dengan format ekstensi h5 kemudian empat model terbaik

tersebut akan dilakukan proses evaluasi model dengan menggunakan *confusion matrix* untuk mencari model paling baik dari keempat skema komposisi data yang di coba. Gambar 1 menunjukkan *flowchart* deteksi kebakaran hutan dan lahan.



GAMBAR 1. Flowchart Penelitian

A. DATASET

Dataset yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari situs *Kaggle* [16]. Kumpulan data tersebut digunakan untuk mengatasi permasalahan penanganan kebakaran hutan dan lahan. Data tersebut memiliki format jpg dan memiliki ukuran data 250x250 piksel. Data tersebut terdiri dari dua kelas yaitu *fire* dan *non-fire* pada objek hutan dan lahan [17]. Data tersebut memiliki total 1900 data gambar, terdiri dari 1580 data gambar pada direktori pelatihan dan 380 data gambar yang digunakan untuk pengujian dengan jumlah sampel data yang sama pada masing-masing kelas dengan rincian pada direktori pelatihan kelas *fire* dan *non-fire* memiliki jumlah sampel data masing-masing sebanyak 790 data gambar. Direktori pengujian kelas *fire* dan *non-fire* memiliki jumlah sampel data masing-masing sebanyak 190 data gambar tahap ini diperlukan agar terjadi keseimbangan jumlah data agar memaksimalkan proses pelatihan menggunakan metode *DenseNet201*. Gambar 2 adalah ilustrasi dari *Forest Fire Dataset*.



GAMBAR 2. Ilustrasi Gambar Pada Dataset

B. PREPROCESSING DATASET

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan data sebelum proses pelatihan menggunakan algoritma DenseNet201. Pada tahap ini, data gambar hutan dan lahan yang sebelumnya memiliki ukuran 250x250 piksel kemudian dilakukan proses *resize* menjadi 224x224 piksel menggunakan fungsi yang disediakan oleh *tensorflow* yaitu *tensorflow.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory()* untuk ditambahkan parameter *image_size* [18]. Ukuran 224x224 piksel dipilih karena proses ekstraksi fitur menggunakan algoritma *DenseNet201* memerlukan konversi ke ukuran tersebut dikarenakan memiliki kompatibilitas dengan model *pre-trained* yang digunakan selain itu dapat meningkatkan efisiensi komputasi dan informasi visual pada ukuran 224x224 pixel sudah cukup untuk mempertahankan fitur-fitur penting yang ada pada gambar yang akan digunakan dalam proses pelatihan [19]. Gambar 3 menunjukkan contoh hasil *preprocessing* gambar ke ukuran yang seragam yaitu 224x224 piksel.



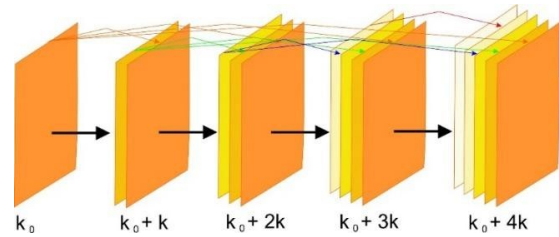
GAMBAR 3. Contoh Gambar Setelah *Preprocessing*

C. PELATIHAN MODEL MENGGUNAKAN DENSENET201

Densely Connected Convolutional Networks (DenseNet) merupakan model arsitektur *Deep Learning* yang menerapkan konsep *transfer learning* [15]. Cara kerja *DenseNet* adalah dengan menghubungkan setiap layer beserta *feature map* ke semua layer berikutnya sehingga layer selanjutnya menerima *input* peta fitur dari semua layer sebelumnya [20][21]. Keuntungan dari *DenseNet* ringan pada gradien, dan penerapan fitur, mendorong penggunaan kembali fitur, dan fungsionalitas mengurangi jumlah parameter [22]. Arsitektur *DenseNet201*, yang merupakan *convolutional neural network* yang terdiri dari 201 *deep layer* yang dapat memuat model pra pelatihan menggunakan gambar dari *dataset CIFAR 100* terdiri dari 60000 gambar berwarna yang memiliki ukuran 32x32 piksel dan terdiri dari 100 kelas yang menyebabkan jaringan untuk mempelajari representasi fitur yang luas untuk berbagai jenis gambar.

Lapisan yang digunakan adalah konvolusi dengan filter 3x3, aktivasi *ReLU*, dan normalisasi *batch*. Setiap lapisan blok padat memiliki matriks masukan untuk piksel gambar. Proses berikut adalah normalisasi *batch*, yang mencegah *overfitting* pada tahap pelatihan. Kemudian aktivasi *ReLU* berfungsi untuk mengubah nilai *y* menjadi 0 jika nilai *y* negatif. Jika nilai *y* positif, maka akan memiliki nilai yang sama. Filter 3x3 pada matriks konvolusi gambar yang telah lolos operasi aktivasi *ReLU* akan dikalikan dengan matriks konvolusi dengan filter

3x3. *Output* yang dihasilkan adalah nilai matriks yang telah diproses sebelumnya [23]. Gambar 4 adalah *arsitektur DenseNet201*.



GAMBAR 4. Arsitektur *DenseNet201*

D. EVALUASI DATA MENGGUNAKAN CONFUSION MATRIX

Pada tahap evaluasi model, metode *confusion matrix* dapat digunakan untuk mengukur performansi atau kinerja suatu model pada kasus klasifikasi [24]. Model dapat diukur performansi atau kinerjanya dengan menggunakan beberapa ketentuan dalam *confusion matrix*. Empat nilai merupakan hasil dari tahapan klasifikasi dalam matriks kebingungan sebagai berikut *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [25]. Uji coba pada model *DenseNet201* dilakukan dengan menggunakan sebanyak 380 data uji yang nantinya akan mengukur akurasi model. Gambar 5 adalah tabel *confusion matrix* dua kelas.

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	0 (Negative)	FN (False Negative)	TN (True Negative)

GAMBAR 5. Contoh Tabel *Confusion Matrix* Dua Kelas

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian Model deteksi kebakaran hutan dan lahan dijalankan pada komputer dengan CPU Intel Core i3-5005U, RAM DDR3 8 GB, dan sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit. Penelitian ini dilakukan untuk menemukan model menggunakan *DenseNet201*. Kemudian, model tersebut diuji dengan data testing untuk mendapatkan model dengan akurasi terbaik.

A. HASIL PENGUMPULAN DATA

Dalam penelitian ini menggunakan *dataset* kebakaran hutan dan lahan dengan total data yang digunakan adalah 1900 gambar yang terdiri dari 1520 gambar untuk pelatihan dan validasi, dan untuk pengujian terdiri dari 380 gambar. Total

data gambar untuk data pelatihan adalah 1520, terdiri dari 760 gambar hutan dan lahan dengan kebakaran dan 760 gambar hutan dan lahan tanpa kebakaran. Kemudian untuk pengujian data, menggunakan 380 gambar yang terdiri dari 190 gambar hutan dan lahan dengan kebakaran dan 190 gambar hutan dan lahan tanpa kebakaran. Peneliti mengubah nama api dan bukan api sebelumnya menjadi label di mana ada api dan tidak ada api. Penelitian ini juga menggunakan skema komposisi data yaitu 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10 untuk data pelatihan dan validasi. *Dataset* terdiri dari dua kelas yaitu *fire* dan *no fire*. Tabel 1 menunjukkan skema data yang digunakan dalam penelitian ini. Tabel 1 berisi data pelatihan, validasi, dan pengujian data gambar sementara Tabel 2 adalah pembagian data dari masing-masing skema yang digunakan.

TABEL I
JUMLAH DATA SETIAP KATEGORI

Data	Fire	No-Fire	Total
Training & Validation	760	760	1520
Testing	90	90	380

TABEL II
PEMBAGIAN SKEMA DATA

Scheme Data Training & Validation (%)	Data Training & Validation	Data Testing
60:40	912:608	308
70:30	1064:456	308
80:20	1216:304	308
90:10	1368:152	308

B. HASIL PELATIHAN

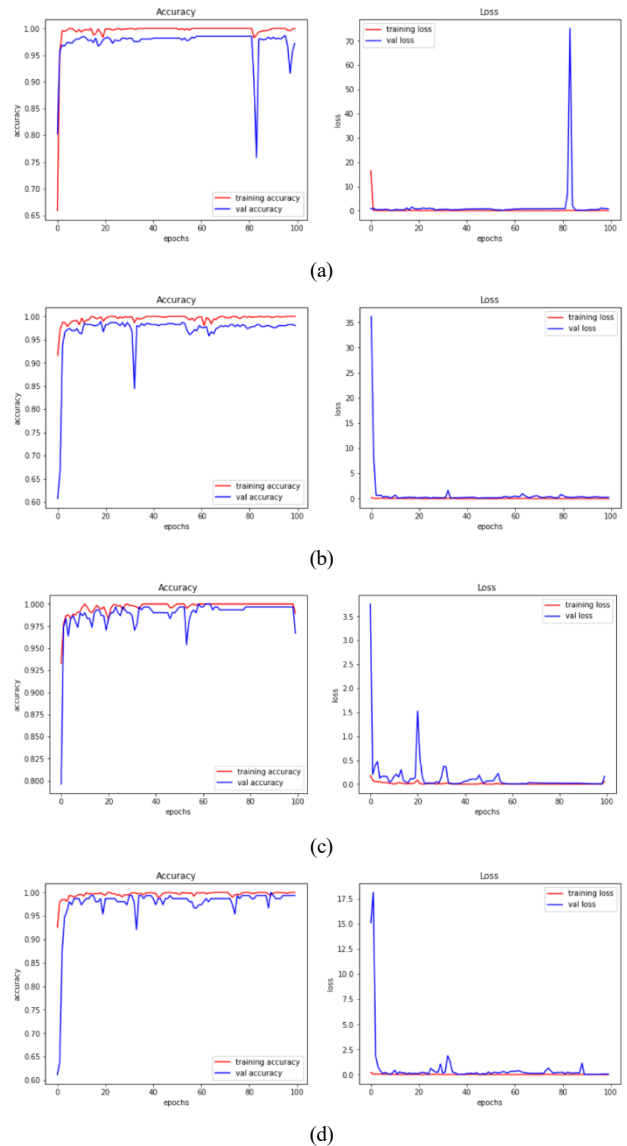
Pada tahap pelatihan ini menggunakan *DenseNet201* dengan pendekatan untuk membekukan setengah dari jaringan pra pelatihan karena jumlah *dataset* yang digunakan kecil, dan perbedaan domain dari *dataset* asli dan baru berbeda. Pada tahap pelatihan ini menggunakan iterasi sebanyak 100 *epoch*, jumlah distribusi sampel data menggunakan 32 *batch size*. Proses pelatihan ini menggunakan *ModelCheckpoint* untuk menyimpan model atau bobot pada interval tertentu sehingga model atau bobot dapat dimuat nanti untuk melanjutkan pelatihan dari keadaan tersimpan. Proses pelatihan menggunakan *google colab* dengan runtime GPU Google sehingga proses pelatihan model *DenseNet201* dapat dilakukan lebih cepat. Tabel 3 menunjukkan hasil pelatihan menggunakan *DenseNet201*.

TABEL III
HASIL PELATIHAN

Scheme Data Training: Validation (%)	Validation Accuracy	Validation Loss	Time (minutes)
60:40	97%	0.6995	27
70:30	98%	0.2702	30
80:20	97%	0.1623	29
90:10	99%	0.0588	30

Berdasarkan tabel di atas, hasil pada skenario data 90:10 memiliki hasil terbaik, dengan tingkat akurasi validasi sebesar

99% dan nilai validasi *loss* sebesar 0,0588 dengan waktu pelatihan 30 menit. Skenario data 70:30 memiliki akurasi validasi sebesar 98%, kemudian skenario 60:40 dan 80:20 mendapatkan akurasi yang sama yaitu 97%. Berikut adalah Gambar 6 grafik hasil pelatihan dari keempat jenis skenario data yang digunakan.



GAMBAR 6. Akurasi dan loss grafik (a) skema 60:40, (b) skema 70:30, (c) skema 80:20, dan (d) skema 90:10

C. HASIL CONFUSION MATRIX

Pada pengujian model ini menggunakan metode *confusion matrix* untuk mengukur tingkat akurasi model untuk data pengujian yang diberikan sebanyak 380 data gambar yang terdiri dari 190 gambar berlabel kebakaran dan 190 gambar berlabel tidak terbakar. Pengujian ini dilakukan terhadap masing-masing model terbaik yang telah disimpan dari skenario data 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10 terhadap model yang telah dilatih sebelumnya. Tabel IV menunjukkan hasil

pengujian model terbaik dari masing-masing skema data dengan menggunakan metode *confusion matrix*.

TABEL IV
HASIL PENGUJIAN MENGGUNAKAN CONFUSION MATRIX

		Prediction	
		No-Fire	Fire
Actual	No-Fire	190	0
	Fire	10	180

(a)

		Prediction	
		No-Fire	Fire
Actual	No-Fire	185	5
	Fire	2	188

(b)

		Prediction	
		No-Fire	Fire
Actual	No-Fire	185	5
	Fire	7	183

(c)

		Prediction	
		No-Fire	Fire
Actual	No-Fire	188	2
	Fire	0	190

(d)

Tabel 4 merupakan hasil pengujian menggunakan confusion matrix, a) skema 60:40, b) skema 70:30, c) skema 80:10, dan d) skema 90:10. Berdasarkan Tabel 4 hasil *confusion matrix* dari masing-masing skema data 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10, diperoleh hasil perhitungan nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* dari setiap skema data dengan menggunakan fungsi *classification_report()* pada *library scikit learn* dapat dilihat pada tabel di bawah ini. Berdasarkan hasil tersebut, model skema data 90:10 adalah yang terbaik, dengan tingkat akurasi 99%. Kemudian model skema data 70:30 menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98%. Model skema data 60:40 dan 80:20 memiliki tingkat akurasi yang sama yaitu 97%. Tabel 5 menampilkan hasil *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* untuk masing-masing model berdasarkan skema data yang diuji.

TABEL V
HASIL PENGUJIAN MODEL

Scheme Data (%)	Class	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
60:40	0 (No-Fire)	95%	100%	97%	97%
	1 (Fire)	100%	95%	97%	
0:30	0 (No-Fire)	99%	97%	98%	98%
	1 (Fire)	97%	99%	98%	
80:20	0 (No-Fire)	96%	97%	97%	97%
	1 (Fire)	97%	96%	97%	
90:10	0 (No-Fire)	100%	99%	99%	99%
	1 (Fire)	99%	100%	99%	

D. PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pelatihan model untuk menemukan model yang memiliki akurasi terbaik dalam mendeteksi kebakaran hutan dan lahan, maka peneliti melakukan perbandingan hasil pengujian dalam penelitian tersebut dengan metode dan hasil penelitian lainnya seperti pada Tabel 6. Penelitian yang dilakukan oleh [10] mencoba membandingkan metode *DenseNet* dengan *VGG-16* dan *ResNet-50* dari hasil pengujian dilakukan metode *VGG-16* memiliki nilai akurasi 93.75% dan *ResNet-50* memiliki nilai akurasi 96.92%. Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh [26] dengan menggunakan *TeutongNet* dan *ResNet-50V2* pada percobaan menggunakan *TeutongNet* memperoleh nilai akurasi 98.68% dan *ResNet-50V2* memperoleh nilai akurasi 98.68%. Penelitian ini model *DenseNet201* pada skema data 90:10 mendapatkan akurasi tertinggi yaitu 99% didapatkan dari pengujian menggunakan 380 data pengujian. Berdasarkan hasil tersebut metode *DenseNet201* yang menggunakan *dataset* yang telah dipersiapkan agar data yang digunakan seimbang antara data kebakaran dan non-kebakaran guna memaksimalkan proses pelatihan menggunakan metode *DenseNet201* sehingga memperoleh tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode *transfer learning* lainnya dan penelitian sebelumnya yang sama terkait deteksi kebakaran hutan dan lahan dengan menggunakan *DenseNet* [10][11]. Model *DenseNet201* dari penelitian ini dapat diterapkan pada kamera pengawas yang ditempatkan di area yang rawan terjadi kebakaran hutan dan lahan sehingga dapat digunakan untuk melakukan deteksi dini kebakaran hutan dan lahan untuk mendukung upaya pemantauan dan deteksi kebakaran hutan di Indonesia.

TABEL VI
HASIL PERBANDINGAN DENGAN PENELITIAN TERKAIT

Classification Model	Accuracy
VGG-16	93.75%
ResNet-50	96.92%
ResNet-50V2	94.74%
TeutongNet	98.68%
Proposed Method (DenseNet201)	99%

Penelitian ini juga melakukan eksperimen menggunakan data gambar acak gambar hutan di Indonesia yang mengalami kebakaran maupun tidak yang diperoleh dari hasil *crawling* data melalui internet. Hasil eksperimen dan klasifikasi menggunakan model *DenseNet201* dari skema data 90:10 yang memiliki akurasi terbaik sebesar 99% dapat dilihat pada Gambar 7. Hasil percobaan menunjukkan 15 gambar uji yang dipilih secara acak dan memiliki dua keluaran yaitu kelas gambar aktual dan klasifikasi kelas. Hasil eksperimen pengujian menggunakan model *DenseNet201* dari skema eksperimen 90:10 menghasilkan 15 dari 15 gambar yang terklasifikasi benar sesuai kelasnya walaupun data latih yang digunakan menggunakan *dataset* hutan dan lahan luar negeri namun Model mampu mempelajari pola dan fitur yang ada dalam gambar untuk mengenali objek atau kejadian tertentu.



GAMBAR 7. Contoh Hasil Klasifikasi Dengan Menggunakan Model Dari Skema Data 90:10S

Oleh karena itu, meskipun pohon-pohon di Indonesia memiliki perbedaan dengan pohon-pohon dalam *dataset* pelatihan, model dapat belajar untuk mengenali pola dan fitur yang khas dari kebakaran, seperti warna-warna cerah dan pola api, yang biasanya terlihat serupa di berbagai lokasi.

V. KESIMPULAN

Eksperimen menggunakan data gambar acak dari direktori pengujian. Hasil eksperimen dan klasifikasi menggunakan model *DenseNet201* dari skema data 90:10 yang memiliki akurasi terbaik sebesar 99% dapat dilihat pada Gambar 7 hasil eksperimen menunjukkan 15 gambar uji yang dipilih secara acak dan memiliki dua *output* yaitu kelas gambar aktual dan kelas klasifikasi. Hasil eksperimen pengujian menggunakan model *DenseNet201* dari skema eksperimen 90:10 menghasilkan 15 dari 15 gambar yang terklasifikasi benar sesuai kelasnya. Diharapkan model yang diperoleh dari penelitian ini dapat membantu mendeteksi kebakaran hutan dan lahan.

Pada penelitian ini hanya terbatas pada proses pembuatan model yang dapat melakukan deteksi kebakaran hutan dan lahan dengan menggunakan metode *DenseNet201*. Diharapkan pada penelitian yang akan datang dapat dilakukan pengembangan atau pengujian model dengan

dataset yang lebih besar, eksplorasi dengan metode *transfer learning* yang lainnya, atau melakukan integrasi model ke dalam sistem aplikasi agar dapat digunakan untuk meningkatkan deteksi kebakaran.

PERAN PENULIS

Rifqi Akmal Saputra: Analisis Formal, Investigasi, Perangkat Lunak, Penulisan Penyusunan Draf Asli;

Faisal Dharma Adhinata: Konseptualisasi, Sumber Daya, Validasi, Visualisasi, Review Penulisan & Penyuntingan;

COPYRIGHT



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Deforestasi Global Turun, Luas Hutan Alam Naik,” Aug. 2020. <https://www.forestdigest.com/detail/689/deforestasi-global-turun-luas-hutan-alam-naik> (accessed Apr. 12, 2022).
- [2] N. Anugrah, “PPID | Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan | Capaian TORA dan Perhutanan Sosial di Tahun 2021,” Dec. 2021. <http://ppid.menlhk.go.id/berita/siaran-pers/6330/capaian-tora-dan-perhutanan-sosial-di-tahun-2021> (accessed Apr. 12, 2022).

- [3] M. Ahmad, P. Reza, and A. Z. S. Rahma, "Peran Polisi Kehutanan Untuk Mewujudkan Sustainable Development Goals Forest Fire Control Through Strengthening the Role of the Forest Police To Realize Sustainable Development Goals," *Hukum Lingkungan, Tata Ruang dan Agraria*, vol. 1, no. 1, pp. 23–44, 2021.
- [4] V. A. Diihni, "Luas Kebakaran Hutan dan Lahan RI Bertambah 19% pada 2021 | Databoks," Jan. 2022. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2022/01/11/luas-kebakaran-hutan-dan-lahan-ri-bertambah-19-pada-2021> (accessed Apr. 13, 2022).
- [5] B. Editorial, "99% Penyebab Kebakaran Hutan dan Lahan Adalah Ulah Manusia - BNPB," *BADAN NASIONAL PENANGGULANGAN BENCANA*, Mar. 04, 2019. <https://bnpb.go.id/berita/99-penyebab-kebakaran-hutan-dan-lahan-adalah-ulah-manusia> (accessed Apr. 14, 2022).
- [6] Z. F. Abror, "Klasifikasi Citra Kebakaran Dan Non Kebakaran Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 24, no. 2, pp. 102–113, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i2.2389.
- [7] R. Kusumawati, "Kecerdasan Buatan Manusia (Artificial Intelligence); Teknologi Impian Masa Depan," *ULUL ALBAB Jurnal Studi Islam*, vol. 9, no. 2, pp. 257–274, 2018, doi: 10.18860/ua.v9i2.6218.
- [8] W. Sun, P. Bocchini, and B. D. Davison, *Applications of artificial intelligence for disaster management*, vol. 103, no. 3. Springer Netherlands, 2020. doi: 10.1007/s11069-020-04124-3.
- [9] A. Sepriando, H. Hartono, and R. H. Jatmiko, "Deteksi Kebakaran Hutan Dan Lahan Menggunakan Citra Satelit Himawari-8 Di Kalimantan Tengah," *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca*, vol. 20, no. 2, pp. 79–89, 2020, doi: 10.29122/jstmc.v20i2.3884.
- [10] M. Park, D. Q. Tran, D. Jung, and S. Park, "Wildfire-detection method using densenet and cyclegan data augmentation-based remote camera imagery," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 22, pp. 1–16, 2020, doi: 10.3390/rs12223715.
- [11] P. Sridhar, N. Rexna Devi, S. Samyuktha, A. Sanjeev, and C. Srinivasan, "Wildfire Detection and Avoidance of false Alarm Using Densenet," *2022 13th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2022*, pp. 1–4, 2022, doi: 10.1109/ICCCNT54827.2022.9984493.
- [12] F. Zhuang *et al.*, "A Comprehensive Survey on Transfer Learning," *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 1, pp. 43–76, 2021, doi: 10.1109/JPROC.2020.3004555.
- [13] F. D. Adhinata, D. P. Rakhmadani, M. Wibowo, and A. Jayadi, "A Deep Learning Using DenseNet201 to Detect Masked or Non-masked Face," *JUITA: Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 1, p. 115, 2021, doi: 10.30595/juita.v9i1.9624.
- [14] "CIFAR-10 and CIFAR-100 datasets." <https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html> (accessed Dec. 08, 2022).
- [15] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 2261–2269, 2017, doi: 10.1109/CVPR.2017.243.
- [16] "Forest Fire Dataset | Kaggle." <https://www.kaggle.com/datasets/alik05/forest-fire-dataset> (accessed Nov. 16, 2022).
- [17] A. Khan, B. Hassan, S. Khan, R. Ahmed, and A. Abuassba, "DeepFire: A Novel Dataset and Deep Transfer Learning Benchmark for Forest Fire Detection," *Mobile Information Systems*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/5358359.
- [18] "Module: tf.keras.preprocessing | TensorFlow v2.11.0." https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/preprocessing (accessed Dec. 17, 2022).
- [19] "tf.keras.applications.densenet.DenseNet201 | TensorFlow v2.11.0." https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/application/densenet/DenseNet201 (accessed Dec. 17, 2022).
- [20] Darmatasia, "Analisis Perbandingan Performa Model Deep Learning untuk Mendeteksi Penggunaan Masker," *Jurnal IT*, vol. 11, no. 2, pp. 101–107, 2020.
- [21] "Introduction to DenseNets (Dense CNN) - Analytics Vidhya." <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/03/introduction-to-densenets-dense-cnn/> (accessed Dec. 21, 2022).
- [22] J. Pardede and D. A. L. Putra, "Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 3, pp. 425–433, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i3.2814.
- [23] A. Jaiswal, N. Gianchandani, D. Singh, V. Kumar, and M. Kaur, "Classification of the COVID-19 infected patients using DenseNet201 based deep transfer learning," *Journal of Biomolecular Structure and Dynamics*, vol. 39, no. 15, pp. 5682–5689, 2021, doi: 10.1080/07391102.2020.1788642.
- [24] G. Wicaksono, S. Andryana, and B. -, "Aplikasi Pendeteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Apel Dengan Metode Convolutional Neural Network," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 5, no. 1, p. 9, 2020, doi: 10.31328/jointecs.v5i1.1221.
- [25] "Confusion Matrix untuk Evaluasi Model pada Supervised Learning | by Kuncahyo Setyo Nugroho | Medium." <https://ksnugroho.medium.com/confusion-matrix-untuk-evaluasi-model-pada-unsupervised-machine-learning-bc4b1ae9ae3f> (accessed Dec. 21, 2022).
- [26] G. M. Idroes, A. Maulana, R. Suhendra, A. Lala, and T. Karma, "Leuser Journal of Environmental Studies TeutongNet : A Fine-tuned Deep Learning Model for Improved Forest Fire Detection," vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2023.