BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

Klasifikasi Tutupan Awan Citra MODIS Menggunakan MobileNetV2 sebagai Tahap Pra-Pemrosesan Pemantauan Produktivitas Padi

Cloud Cover Classification of MODIS Imagery Using MobileNetV2 as a Pre-processing Step for Rice Productivity Monitoring

Ines Heidiani Ikasari[1,*], Tole Sutikno[2], Murinto[3]

[1] Fakultas Teknologi Industri, Program Studi Informatika Program Doktor, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
[1] Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Banten, Indonesia
[2] Fakultas Teknologi Industri, Program Studi Teknik Elektro, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
[3] Fakultas Teknologi Industri, Program Studi Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
Email: [1,*]2536083051@uad.ac.id, [2]tole@te.uad.ac.id, [3]murintokusno@uad.ac.id
Email Penulis Korespondensi: 2536083051@uad.ac.id
Received: **23/06/2026**, Revised: **02/10/2026**, Accepted: **30/10/2026**, Published**: 31/10/2026**

Abstrak−Tutupan awan merupakan kendala utama pemanfaatan citra satelit optik untuk pemantauan produktivitas padi di wilayah tropis, karena awan menurunkan kualitas reflektansi permukaan dan menimbulkan kesalahan pada perhitungan indeks vegetasi. Sebagian besar metode deteksi awan masih memakai ambang batas spektral yang sulit membedakan awan dari objek permukaan dengan reflektansi serupa. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi tutupan awan berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 pada citra MODIS MOD09GA sebagai tahap pra-pemrosesan sebelum analisis produktivitas padi. Data berupa 365 patch citra harian tahun 2024 di Kabupaten Pandeglang, Lebak, dan Serang, Provinsi Banten. Label awal dibuat dengan spectral auto-labeling berbasis reflektansi Band 1 dan Band 4. Dataset dibagi dengan rasio 70:15:15 dan diperkuat dengan mild augmentation. Pada data uji, model mencapai akurasi 71%, precision 72%, recall 85%, dan F1-score 78% untuk kelas berawan. Nilai recall yang tinggi pada kelas Berawan sesuai dengan fungsi model sebagai penyaring citra berawan sebelum analisis deret waktu, bukan sebagai segmentasi awan tingkat piksel. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 berpotensi digunakan sebagai lapisan pra-pemrosesan otomatis pada sistem pemantauan produktivitas padi berbasis penginderaan jauh.

Kata Kunci: CNN; Klasifikasi Tutupan Awan; Penginderaan Jauh; MobileNetV2; MODIS MOD09GA

Abstract−Cloud cover is a major constraint on the use of optical satellite imagery for rice productivity monitoring in tropical regions, because it degrades surface reflectance and introduces errors into vegetation index calculations. Most cloud detection methods still rely on spectral thresholds, which struggle to separate clouds from surface objects with similar reflectance. This study develops a cloud cover classification model based on a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture, applied to MODIS MOD09GA imagery as a preprocessing stage before rice productivity analysis. The dataset consists of 365 daily image patches from 2024 covering Pandeglang, Lebak, and Serang Regencies in Banten Province. Initial labels were produced by a rule-based spectral auto-labeling method using Band 1 and Band 4 reflectance. The data were split 70:15:15 and enhanced with mild augmentation. On the test set, the model achieved an accuracy of 71%, with precision of 72%, recall of 85%, and an F1-score of 78% for the cloudy class. The high recall for the cloudy class suits the role of the model as a filter for cloud-contaminated images ahead of time-series analysis, rather than as a pixel-level cloud segmentation tool. These findings indicate that the lightweight MobileNetV2 architecture has potential as an automated preprocessing layer in remote sensing-based rice productivity monitoring.

Keywords: CNN; Cloud Cover Classification; Remote Sensing; MobileNetV2; MODIS MOD09GA

1. PENDAHULUAN

Ketahanan pangan nasional sangat dipengaruhi oleh kemampuan suatu negara dalam menjaga stabilitas produksi, distribusi, dan ketersediaan komoditas pangan strategis secara berkelanjutan [1], [2]. Di Indonesia, padi berperan penting karena beras masih menjadi pangan pokok dan memengaruhi stabilitas sosial-ekonomi [3], [4]. Pemantauan produktivitas padi karenanya diperlukan untuk perencanaan produksi, pengendalian cadangan pangan, dan mitigasi risiko penurunan hasil panen [1], terlebih ketika perubahan iklim, anomali curah hujan, dan pergeseran pola tanam mengganggu kestabilan produksi [5]. Provinsi Banten masih berkontribusi penting terhadap produksi padi regional [6]. Pada tahun 2024, luas panen padi di provinsi ini mencapai 299.090,79 hektar dengan produksi 1.550.623,46 ton gabah kering giling [7]. Kabupaten Pandeglang, Lebak, dan Serang menonjol dalam produksi padi, dan karakteristik agroklimat tropisnya menuntut pemantauan yang periodik, efisien, serta mampu menangkap perubahan lahan secara spasial maupun temporal [8].

Penginderaan jauh dengan satelit optik telah menjadi instrumen utama untuk mengekstrak informasi fenologi padi secara luas dan periodik [9], [10]. Di wilayah tropis seperti Indonesia, penerapannya terkendala tingginya tutupan awan sepanjang tahun [11], [12]. Awan tebal maupun tipis (*cirrus*) menghalangi radiasi matahari sehingga sensor gagal merekam reflektansi permukaan vegetasi [13], [14], dan citra yang terkontaminasi awan menurunkan kualitas analisis pertanian lanjutan bila tidak disaring lebih dulu [13], [15]. Dampaknya terasa pada indeks vegetasi seperti *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) dan *Enhanced Vegetation Index* (EVI) yang menjadi dasar estimasi produktivitas padi [16]. Awan tipis yang lolos penyaringan meningkatkan reflektansi kanal merah (*red band*) [17] dan menekan nilai indeks hingga mendekati nol [18], [19]. Penurunan semu (*pseudo-drop*) pada kurva deret waktu ini dapat disalahartikan

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

sebagai gagal panen (*puso*), serangan wereng, atau kekeringan, padahal penyebabnya adalah kegagalan penyaringan awan pada tahap pra-pemrosesan [19], [20], [21], [22].

Pemilihan satelit juga menentukan keberhasilan pemantauan dinamika tanam padi yang cepat [23], [24]. Landsat-8 (30 m) dan Sentinel-2 (10 m) memberi detail spasial yang tajam, tetapi hanya mengunjungi lokasi yang sama setiap 9 hingga 16 hari [24], [25]. Di wilayah dengan awan harian yang cepat berubah seperti Banten, jeda tersebut berisiko melewatkan fase kritis, misalnya fase vegetatif awal saat kanopi belum menutup tanah [26], [27]. Karena itu, produk MODIS MOD09GA beresolusi harian lebih sesuai untuk pemantauan frekuensi tinggi (*high-frequency monitoring*) [28], [29]. Konsekuensinya, resolusi spasial 500 m rentan terhadap piksel campuran (*mixed pixels*), ketika reflektansi padi bercampur dengan tanah terbuka, air irigasi, atau fragmen awan kecil [30], [31].

Metode deteksi awan konvensional seperti Fmask dan ambang batas spektral (*spectral thresholding*) bergantung pada aturan kaku berbasis nilai pantulan kanal tertentu [32] dan kurang andal pada atmosfer tropis serta variasi siklus panen. Lahan pasca-panen berupa tanah terbuka (*bare soil*) atau bero memantulkan kuat pada panjang gelombang tampak [33], [34], [35], sehingga mirip dengan awan tingkat rendah dan menimbulkan kebingungan spektral (*spectral confusion*) [36]. Akibatnya, tanah pertanian yang bersih sering salah diklasifikasikan sebagai berawan, sehingga data pengamatan harian terbuang dan deret waktu berlubang [37].

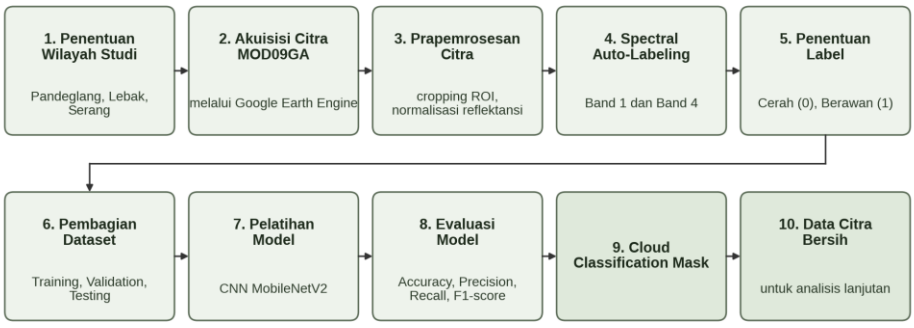
Convolutional Neural Network (CNN) mengekstrak fitur spasial dan tekstur secara hierarkis tanpa perancangan fitur manual, tetapi pelatihan dari nol memerlukan banyak data berlabel dan rawan *overfitting* pada data terbatas [38], [39], [40]. Penelitian ini menerapkan *transfer learning* dengan MobileNetV2 pra-terlatih dan *custom classifier head* yang ringkas [41], [42], [43], dipadukan dengan *spectral auto-labeling* berbasis aturan ambang batas untuk pelabelan otomatis dan *mild augmentation* untuk memperkaya variasi sampel [44], [45]. Sebagian besar penelitian deteksi awan berfokus pada citra beresolusi tinggi seperti Landsat dan Sentinel, sedangkan klasifikasi awan pada citra MODIS untuk pemantauan pertanian harian di wilayah tropis masih terbatas. Kebingungan spektral antara awan tipis dan lahan terbuka pasca-panen juga belum banyak dievaluasi pada pendekatan *deep learning* ringan berbasis *transfer learning*.

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan dan mengevaluasi arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi tutupan awan biner ("Cerah" dan "Berawan") pada citra MODIS harian tahun 2024 di Kabupaten Pandeglang, Lebak, dan Serang, Provinsi Banten. Kontribusi utamanya adalah pengujian model konvolusi ringan untuk penyaringan data harian secara otomatis, sekaligus identifikasi batas kemampuan model dalam membedakan tanah terbuka pasca-panen pada resolusi 500 m. Hasilnya diharapkan menjadi lapisan pra-pemrosesan (*preprocessing layer*) yang andal untuk mendukung pemantauan produktivitas padi regional.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan komputasional-eksperimental untuk mengembangkan model klasifikasi tutupan awan pada citra MODIS berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Fokusnya bukan estimasi produktivitas padi secara langsung, melainkan pembangunan tahap pra-pemrosesan yang menyaring citra berawan sebelum analisis indeks vegetasi. Tahapan penelitian meliputi penentuan wilayah studi, akuisisi citra, pra-pemrosesan, pelabelan otomatis berbasis karakteristik spektral, pembagian *dataset*, pelatihan MobileNetV2, dan evaluasi kinerja, seperti disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian

2.2 Wilayah Studi dan Sumber Data

Di Asia Tenggara yang lembap, musim hujan dan awan persisten sangat mengganggu citra optik sehingga dikembangkan pendekatan khusus seperti fusi data dan integrasi SAR-optik [46]. Wilayah studi ditetapkan pada sentra padi di Kabupaten Pandeglang, Lebak, dan Serang, Provinsi Banten, pada koordinat 105°1'11" BT - 106°7'12" BT dan 5°7'50" LS - 7°1'11" LS. Wilayah ini dipilih karena aktivitas pertanian padinya dominan, berada di lingkungan tropis yang rentan terhadap tutupan awan, dan mudah dijangkau peneliti (*geographic proximity*) sehingga memungkinkan observasi lapangan secara periodik untuk validasi independen.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

Data utama adalah citra MODIS produk MOD09GA yang menyediakan reflektansi permukaan harian. Keluarga produk reflektansi permukaan MOD09 dimanfaatkan untuk membangun deret waktu indeks vegetasi dan mengekstrak dinamika pertumbuhan padi di wilayah tropis [47], dan resolusi temporalnya yang tinggi sesuai untuk pemantauan periodik. Data diakses melalui *Google Earth Engine* (GEE) dengan menetapkan *region of interest* (ROI) pada wilayah studi. GEE banyak digunakan untuk pemetaan tanaman dan padi karena memudahkan akses dan pemrosesan deret waktu citra skala besar [48], [49], [50]. Karena MOD09GA bersifat harian [51], setiap tanggal pada periode 1 Januari sampai 31 Desember 2024 menjadi satu unit observasi [52], sehingga terbentuk 365 *patch* citra tanpa pengunduhan manual satu per satu [51], [53]. Resolusi harian ini penting karena tutupan awan tropis dapat berubah dalam waktu singkat dan memengaruhi kontinuitas deret waktu [52], [54].

2.3 Pra-pemrosesan Citra MODIS

Pra-pemrosesan citra MOD09GA Versi 6.1 meliputi pemotongan citra berdasarkan ROI, penanganan nilai kosong (*null values*), dan normalisasi reflektansi. Citra harian diproses satu per satu sehingga diperoleh satu *patch* untuk setiap tanggal pengamatan. Normalisasi mengonversi nilai digital (*Digital Number*/DN) menjadi *surface reflectance* dengan faktor skala resmi USGS/NASA pada kanal merah (sur_refl_b01), hijau (sur_refl_b04), dan biru (sur_refl_b03), melalui persamaan berikut:

$$sur_refl = \frac{Digital\ Number}{10000} \tag{1}$$

Hasilnya berada pada skala fisis 0 sampai 1 yang valid untuk analisis berbasis ambang batas (*thresholding*). Citra kemudian disiapkan sebagai *patch* berukuran seragam 128 × 128 piksel untuk masukan CNN, ukuran yang menghemat waktu pelatihan (*training time*) namun masih cukup kaya akan informasi spasial dan tekstur lokal.

2.4 Pelabelan Otomatis Berbasis *Spectral Auto-Labeling* dan Validasi Ekspertis

Pelabelan memakai pendekatan *spectral auto-labeling*, yaitu pembentukan label awal secara otomatis dari karakteristik reflektansi kanal tampak. Karena dibentuk secara algoritmik dengan aturan ambang batas, label ini didefinisikan sebagai "*pseudo-label reference*", bukan label referensi absolut atau *ground truth*. Label dihitung dari rata-rata reflektansi Band 1 (kanal merah, b01) dan Band 4 (kanal hijau, b04) sebagai indikator awal keberadaan awan, dengan persamaan berikut:

$$Avg_{Refl} = \frac{sur_refl_{b01} + sur_refl_{b04}}{2} \tag{2}$$

Pembagi pada Persamaan (2) menyesuaikan faktor skala MOD09GA sebesar 0,0001 serta pembagian dengan 2 untuk memperoleh rata-rata dua kanal [55]. Ambang batas empiris 0,25 ditetapkan melalui eksplorasi awal distribusi reflektansi sampel citra dan mengacu pada karakteristik spektral awan yang lebih reflektif daripada vegetasi dan lahan pertanian. Kanopi padi menyerap kuat pada spektrum tampak sehingga reflektansinya di bawah 0,15, sedangkan awan umumnya melebihi 0,25 pada kanal *Red* dan *Green* [56]. Apabila lebih dari 20% area ROI memiliki reflektansi di atas ambang tersebut, citra dilabeli "Berawan" (1), dan sebaliknya dilabeli "Cerah" (0). Pendekatan berbasis sinyal spektral ini lebih presisi daripada data klimatologi beresolusi rendah [57].

Untuk menguji apakah model menangkap karakteristik spasial awan di luar ambang spektral pembentuk *pseudo-label*, dilakukan validasi independen pada 11 dari 55 *patch* data uji (20%) yang dipilih secara representatif untuk setiap bulan. Setiap *patch* dibandingkan dengan interpretasi visual ahli penginderaan jauh (*expert visual inspection*) dan status awan pada lapisan State QA (state_1km) MOD09GA *Collection* 6.1, khususnya *cloud-state bits* (bit 0-1). Hasilnya menjadi referensi independen untuk menilai kesesuaian *pseudo-label*, prediksi MobileNetV2, dan kondisi awan visual, serta menafsirkan sumber *false positive* dan *false negative*.

2.5 Pembagian *Dataset*, Augmentasi, dan Strategi *Anti-Leakage*

Citra MOD09GA diakuisisi harian sepanjang 2024 (365 hari) untuk menangkap variasi musim hujan dan kemarau serta fase pertumbuhan padi di Provinsi Banten. Ekstraksi area pertanian daratan menghasilkan 365 *patch* citra berukuran 128 × 128 piksel sebagai *dataset* final. *Dataset* berlabel dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan *stratified sampling* agar proporsi *pseudo-label* terjaga pada setiap subset. Pembagian dikunci dengan *random state* 42 pada rasio 70:15:15, menghasilkan 255 *patch* pelatihan, 55 *patch* validasi, dan 55 *patch* pengujian. Karena setiap tanggal pengamatan diwakili satu *patch*, tidak ada duplikasi tanggal antar-subset.

Mild augmentation diterapkan hanya pada data pelatihan, berupa rotasi acak 0 sampai 15 derajat, pergeseran lebar/tinggi (*width/height shift*) maksimal 5%, dan pencerminan horizontal (*horizontal flip*). Pembatasan ini menjaga tekstur awan tipis dan nilai fisis reflektansi piksel MODIS. Model usulan dibandingkan dengan dua *baseline*, yaitu (1) *direct spectral thresholding* dan (2) MobileNetV2 standar tanpa augmentasi. Untuk menghindari bias evaluasi sirkular (*circular evaluation*), *baseline* pertama dirancang berbeda dari aturan *pseudo-label*, yakni ambang tunggal pada kanal merah (Band 1 > 0,25) di tingkat piksel tanpa syarat akumulasi 20% area ROI, sehingga menguji seberapa jauh aturan spektral murni gagal menangkap konteks spasial dibandingkan CNN.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2649
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

Distribusi kelas pada setiap subset disajikan pada Tabel 1. *Dataset* tidak seimbang (*imbalanced*), dengan kelas Berawan 218 *patch* (59,7%) dan kelas Cerah 147 *patch* (40,3%). *Stratified sampling* hanya menjaga konsistensi proporsi antar-subset dan tidak menyeimbangkan jumlah sampel, sehingga bias kelas mayoritas perlu diperhatikan dalam menafsirkan metrik performa akhir.

Tabel 1. Distribusi Dataset Penelitian

Jenis Data	Cerah (0)	Berawan (1)	Total
Data pelatihan	103 *patch*	152 *patch*	255 *patch*
Data validasi	22 *patch*	33 *patch*	55 *patch*
Data pengujian	22 *patch*	33 *patch*	55 *patch*
Total	147 *patch*	218 *patch*	365 *patch*

2.6 Arsitektur CNN MobileNetV2

MobileNetV2 dipilih karena ringan dan efisien untuk pengolahan citra satelit [58]. Arsitektur ini memakai *inverted residuals* dan *linear bottlenecks* yang mempertahankan fitur penting dengan parameter lebih sedikit dibandingkan CNN konvensional [59]. Model digunakan untuk klasifikasi biner citra cerah dan berawan. Lapisan ekstraksi fitur mengenali pola spasial awan seperti tekstur, distribusi warna, ketebalan visual, dan batas tepi, sedangkan keluaran berupa probabilitas kelas dikonversi menjadi label cerah (0) atau berawan (1) [60].

Alur dimensi dan fungsi setiap lapisan disajikan pada Tabel 2. Bobot pra-terlatih ImageNet digunakan dan seluruh lapisan basis dibekukan (*trainable = False*), sehingga hanya lapisan klasifikasi baru yang dilatih. Masukan berukuran 128 × 128 × 3 direduksi dengan faktor 32 menjadi tensor 4 × 4 × 1280, lalu *Global Average Pooling* (GAP) menghasilkan vektor 1280 elemen. Lapisan *Dropout* sebesar 40% (0,4) mengurangi risiko *overfitting* akibat variasi objek atmosfer tropis sebelum *Dense Layer* dengan satu *output node* dan aktivasi *Sigmoid*.

Tabel 2. Konfigurasi dan Alur Dimensi Lapisan Model MobileNetV2 Kustom

Nama Lapisan (*Layer*)	Tipe / Fungsi Komputasi	Ukuran *Output* (*Output Shape*)	Detail Parameter & Aktivasi
Input_Layer	Matriks Citra Input MODIS	128 × 128 × 3	Representasi kanal warna tampak *Red, Green, Blue* (RGB).
Feature_Extractor	*Inverted Residual & Bottleneck*	4 × 4 × 1280	Menggunakan lapisan basis MobileNetV2 yang dibekukan (*Trainable=False*).
Pooling_Layer	*Global Average Pooling 2D*	1280	Mereduksi dimensi spasial 4 × 4) menjadi nilai rata-rata skalar per kanal untuk mencegah *overfitting*.
Dropout_Layer	Regularisasi Penurunan (*Dropout*)	1280	Menyuntikkan rasio pembatasan sebesar 40% (0,4) untuk memitigasi risiko model menghafal data.
Dense_Layer (*Output*)	*Fully Connected Layer + Sigmoid*	1	Mengonversi fitur menjadi nilai probabilitas tunggal menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid* untuk klasifikasi biner.

Penjelasan:

a. *Input Layer*: Berfungsi menerima masukan potongan (*patch*) citra hasil pra-pemrosesan dengan ukuran yang telah diseragamkan, yaitu berdimensi piksel 128 × 128 × 3. Ukuran ini dipilih karena ideal dalam menghemat beban komputasi waktu pelatihan tetapi masih cukup kaya akan informasi spasial dan tekstur lokal.
b. *Feature Extractor*: Lapisan ekstraksi fitur pada MobileNetV2 digunakan untuk mengenali pola spasial awan, seperti tekstur, distribusi warna, ketebalan visual, dan batas tepi. Pendekatan *transfer learning* dilakukan menggunakan bobot pra-terlatih (*pre-trained weights*) dari ImageNet , di mana seluruh lapisan basis (*base network*) dibekukan (*trainable = False*) guna mempertahankan kemampuan ekstraksi fitur spasial sekunder yang telah optimal. Secara dimensional, masukan citra mengalami reduksi spasial berfaktor 32 hingga menghasilkan tensor akhir berukuran 4 × 4 × 1280.
c. *Pooling Layer*: Menggunakan *Global Average Pooling* 2D (GAP) yang bertugas meratakan dimensi spasial tensor 4 × 4 dengan mengekstrak nilai rata-rata skalar dari masing-masing 1280 kanal spektral. Penerapan GAP ini menghasilkan vektor satu dimensi berukuran 1280 yang efektif meminimalkan jumlah parameter latensi.
d. *Dense Layer & Dropout Rate*: Sebelum dialirkan menuju bagian akhir, vektor fitur disuntikkan regularisasi berupa lapisan *Dropout* dengan rasio pembatasan (*dropout rate*) sebesar 40% (0,4). Langkah ini krusial untuk memitigasi risiko model menghafal data secara instan (*overfitting*) akibat variasi objek atmosfer tropis yang kompleks. Vektor tersebut selanjutnya diteruskan ke *Dense Layer* (lapisan terhubung penuh) kustom dengan 1 unit luaran (*output node*).

2.7 Konfigurasi Hiperparameter

Eksperimen dijalankan di Google Colaboratory dengan GPU NVIDIA Tesla T4, menggunakan TensorFlow-Keras dan Python. Pendekatan *transfer learning* memakai bobot pra-terlatih ImageNet dengan lapisan basis dibekukan, sehingga pembaruan bobot hanya terjadi pada lapisan klasifikasi kustom (*top layers*). Fungsi kerugian yang digunakan adalah

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2650
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

Binary Crossentropy, dioptimalkan dengan Adam pada *learning rate* konservatif 0,0005 agar pergeseran bobot berjalan gradual. Pelatihan memakai *batch size* 32 dengan maksimum 35 *epoch* dan *Early Stopping* (*patience* 10 *epoch* pada *validation loss*), sehingga jumlah *epoch* aktual dapat lebih rendah dari batas maksimum. Seluruh konfigurasi dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3. Konfigurasi Hiperparameter Model CNN

No	Nama Hiperparameter	Konfigurasi / Nilai
1.	Arsitektur Dasar (*Base Model*)	MobileNetV2 (*Pre-trained ImageNet*)
2.	Dimensi Piksel *Input*	128 × 128 × 3
3.	Lapisan Pembeku (*Weight Freezing*)	*Base Model* (*Trainable=False*)
4.	Fungsi Aktivasi Output	*Sigmoid* (Klasifikasi Biner)
5.	Fungsi Kerugian (*Loss Function*)	*Binary Crossentropy*
6.	Algoritma Optimasi (*Optimizer*)	*Adam Optimizer*
7.	Laju Pembelajaran (*Learning Rate*)	0.0005
8.	Ukuran *Batch* (*Batch Size*)	32 *patch*
9.	Jumlah Iterasi Maksimum (*Epochs*)	35 (dengan *Early Stopping*)
10.	Regularisasi Penurunan (*Dropout Rate*)	0,4 (40%)
11.	Pemantauan *Early Stopping*	*Patience* = 10 *epoch*

2.8 Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model dievaluasi dengan *Confusion Matrix* yang membandingkan *pseudo-label reference* hasil *spectral auto-labeling* dengan prediksi CNN. Dengan kelas Berawan (Label 1) sebagai target positif, empat elemennya adalah *True Positive* (TP, berawan diprediksi berawan), *True Negative* (TN, cerah diprediksi cerah), *False Positive* (FP, cerah diprediksi berawan, *Error Type* I), dan *False Negative* (FN, berawan diprediksi cerah, *Error Type* II). Dari keempat elemen tersebut dihitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada Persamaan (3) sampai (6):

a. Akurasi (*Accuracy*)
Akurasi merupakan proporsi total prediksi benar (baik positif maupun negatif) yang dihasilkan oleh model dari keseluruhan dataset pengujian. Nilai akurasi memberikan gambaran umum mengenai performa model secara menyeluruh melalui Persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad)$$

b. Presisi (*Precision*)
Presisi mengukur tingkat ketepatan antara jumlah kelas yang diprediksi positif secara benar oleh model dengan total seluruh hasil yang diprediksi positif (baik benar maupun salah). Metrik ini penting untuk mengetahui sejauh mana model dapat meminimalkan kesalahan deteksi (*false alarm*) pada objek tutupan awan, dirumuskan melalui Persamaan berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

c. *Recall* (Sensitivitas)
Recall atau sensitivitas mengukur kemampuan model dalam menyaring dan mengenali kembali seluruh sampel yang secara aktual termasuk dalam kategori positif. Dalam konteks penelitian ini, recall merepresentasikan seberapa baik MobileNetV2 menemukan seluruh hari berawan yang ada pada data pengujian, dihitung melalui Persamaan berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

d. F1-*Score*
F1-*Score* merupakan nilai rata-rata harmonik (*harmonic mean*) yang mengombinasikan metrik presisi dan recall. Metrik ini digunakan sebagai indikator performa tunggal yang seimbang, terutama ketika dataset memiliki kecenderungan distribusi kelas yang tidak sepenuhnya seimbang (*imbalanced data*). Formulasi F1-*Score* dinyatakan melalui Persamaan berikut:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

Recall menggambarkan seberapa banyak hari berawan yang berhasil ditemukan model, sedangkan *F1-score* adalah rata-rata harmonik *precision* dan *recall* yang berguna untuk data tidak seimbang. Seluruh metrik dihitung pada data uji independen untuk menghindari kontaminasi data (*data leakage*).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

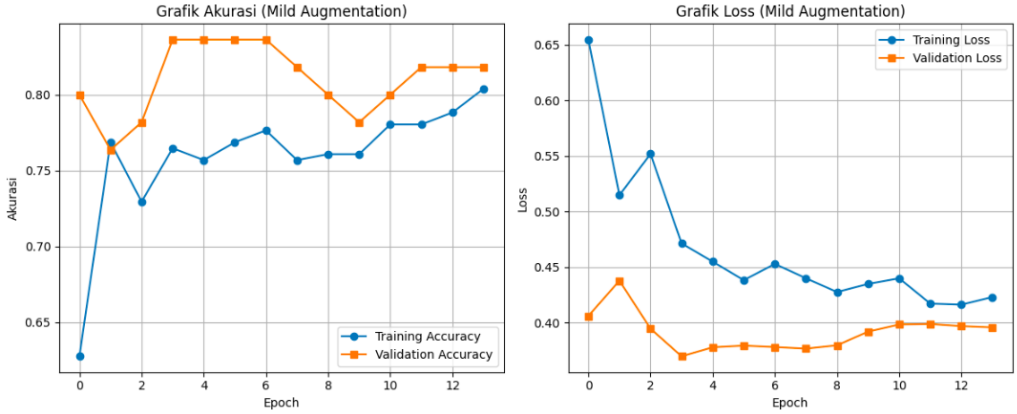
Bagian ini memaparkan hasil pelatihan, evaluasi pada data uji independen, validasi ekspertis, perbandingan dengan *baseline* dan literatur, serta pembahasan implikasi karakteristik *dataset* terhadap prediksi model.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2651
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

3.1 Analisis Proses Pelatihan dan Konvergensi Model (*Training and Validation*)

Pelatihan MobileNetV2 dengan *mild augmentation* berjalan selama 14 *epoch* (indeks 0 sampai 13). Pergerakan akurasi dan *loss* disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik Metrik Performa Proses Pelatihan Model (*Mild Augmentation*)

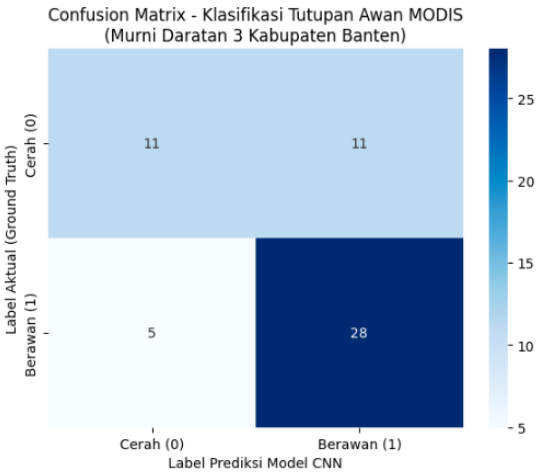
Kurva *training accuracy* naik konsisten dari 0,63 pada *epoch* pertama hingga 0,80 pada *epoch* akhir, diikuti penurunan *training loss* bertahap dari 0,65 menjadi 0,42 tanpa lonjakan ekstrem, yang menandakan *optimizer* menyesuaikan bobot secara efektif. *Validation accuracy* dimulai pada 0,80, sedikit turun pada *epoch* 1 (0,76), mencapai puncak 0,83 pada *epoch* 3 sampai 6, lalu stabil dan ditutup pada 82,00%. *Validation loss* turun ke sekitar 0,37 pada *epoch* 3 dan mendatar pada kisaran 0,38 hingga 0,40. Kurva *validation loss* yang berhimpitan dan sesekali berada di bawah *training loss* mengindikasikan bahwa *mild augmentation* cukup efektif menekan *overfitting*, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik sebelum diuji pada data independen.

3.2 Evaluasi Performa Model Menggunakan Data Pengujian (*Testing Data*)

Pengujian independen menggunakan 55 *patch* data uji, yaitu 22 *patch* berlabel referensi "Cerah" (Label 0) dan 33 *patch* berlabel referensi "Berawan" (Label 1).

3.2.1 Analisis Distribusi Prediksi Melalui *Confusion Matrix*

Visualisasi *Confusion Matrix* untuk membedah ketepatan deteksi biner tutupan awan MODIS pada murni daratan di 3 Kabupaten Banten disajikan pada Gambar 4.



Gambar 3 Confusion Matrix Klasifikasi Tutupan Awan MODIS Riil

Distribusi prediksi pada data uji disajikan pada Tabel 4, dengan kelas Berawan (Label 1) sebagai target positif.

Tabel 4 *Confusion Matrix* Hasil Pengujian Klasifikasi Tutupan Awan MODIS

	Prediksi Cerah (Label 0)	Prediksi Berawan (Label 1)	Total Aktual Data
Aktual Cerah (Label 0)	11 (*True Negative / TN*)	11 (*False Positive / FP*)	22 *patch*
Aktual Berawan (Label 1)	5 (*False Negative / FN*)	28 (*True Positive / TP*)	33 *patch*
Total Prediksi Sistem	16 *patch*	39 *patch*	55 *patch*

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH
ISSN 2774-3659 (Media Online)
Vol 6, No 6, October 2026 | Hal 2647-2659
https://hostjournals.com/bulletincsr
DOI: 10.47065/bulletincsr.v6i6.1218

Model mengidentifikasi 28 citra berawan dengan benar (*True Positive*) dan 11 citra cerah dengan benar (*True Negative*). Terdapat 11 citra cerah yang keliru diklasifikasikan sebagai berawan (*False Positive*, *Error Type* I) dan 5 citra berawan yang lolos sebagai cerah (*False Negative*, *Error Type* II). Hasil ini menunjukkan potensi model dalam menyaring gangguan atmosfer tebal regional.

3.2.2 Perhitungan Parameter Metrik *Classification Report*

Metrik yang dihitung dari *Confusion Matrix* disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Metrik Performa Klasifikasi Model Hasil Pengujian Akhir

Kategori Cuaca	*Precision*	*Recall*	*F1-score*	*Support* (Data Uji)
Label referensi Cerah (Label 0)	0,69	0,50	0,58	22
Label referensi Berawan (Label 1)	0,72	0,85	0,78	33
Akurasi Global			0,71	55
Macro Average	0,70	0,67	0,68	55
Weighted Average	0,71	0,71	0,70	55

Model lebih baik mengenali awan daripada kondisi bebas awan: *recall* kelas Berawan mencapai 85%, sedangkan kelas Cerah hanya 50%. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih kesulitan membedakan awan tipis dari objek permukaan berreflektansi tinggi seperti lahan terbuka pasca-panen, tanah kering, dan area permukiman. Karakteristik spektral dan spasial wilayah tropis serta resolusi spasial 500 m pada citra MODIS menjadi tantangan tersendiri bagi klasifikasi awan.

3.2.3 Hasil Validasi Ekspertis dan MODIS *Quality Assurance* (QA)

Validasi independen dilakukan pada 11 *patch* yang mewakili sebaran bulanan (20% dari 55 data uji) dengan *expert visual inspection* oleh ahli penginderaan jauh dan lapisan State QA (state_1km) MOD09GA *Collection* 6.1 berbasis *cloud-state bits* (bit 0-1). Sebuah *patch* dinyatakan valid bila bukti visual ahli dan status QA konsisten. Jika terdapat perbedaan minor, interpretasi visual ahli menjadi rujukan utama (*primary arbiter*) dengan mempertimbangkan tekstur spasial lokal, karena State QA pada layer state_1km dapat mengalami *omission error* pada awan tipis. Hasil audit per sampel disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6 Audit Validasi Per-Sampel pada 11 Patch Data Pengujian Independen

No. Patch	Tanggal Akuisisi (2024)	Prediksi Model	Interpretasi Ekspertis	MODIS QA Status	Kesesuaian (*Agreement*)
1	12 Januari	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
2	25 Februari	Cerah	Cerah	Cerah	Sesuai
3	14 Maret	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
4	02 April	Cerah	Cerah	Cerah	Sesuai
5	18 Mei	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
6	10 Juni	Cerah	Cerah	Cerah	Sesuai
7	15 Juli	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
8	22 Agustus	Cerah	Cerah	Cerah	Sesuai
9	09 September	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
10	19 Oktober	Berawan	Berawan	Berawan	Sesuai
11	12 November	Berawan	Cerah	Cerah	Tidak Sesuai

Sebanyak 10 dari 11 *patch* (90,9%) sesuai dengan rujukan akhir. Satu ketidaksesuaian terjadi pada *patch* 12 November, ketika lahan terbuka pasca-panen yang sangat terik salah diklasifikasikan sebagai berawan akibat *spectral confusion*. Tingkat kesesuaian ini tinggi, tetapi sampel validasinya terbatas sehingga masih memerlukan pengujian pada skala temporal yang lebih luas.

3.2.4 Perbandingan Performa Model Usulan terhadap Skenario Baseline

Kontribusi MobileNetV2 dan *mild augmentation* diuji terhadap dua skenario *baseline*, yaitu *Direct Spectral Thresholding* murni dan MobileNetV2 standar tanpa augmentasi (Tabel 7).

Tabel 7 Perbandingan Metrik Performa Model Usulan terhadap Skenario Baseline

Metode / Skenario Pengujian	Akurasi Global (%)	*Precision* (Berawan)	*Recall* (Berawan)	*F1-Score* (Berawan)
Direct Spectral Thresholding	63,6%	0,65	0,76	0,70
MobileNetV2 Tanpa Augmentasi	67,3%	0,70	0,79	0,74
MobileNetV2 + Mild Augmentation (Usulan)	71,0%	0,72	0,85	0,78

Direct Spectral Thresholding hanya mencapai akurasi global 63,6% karena mengabaikan konteks ketetanggaan spasial (*spatial neighborhood*), sehingga sering salah mengklasifikasikan tanah terbuka terik sebagai awan atau

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2653
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

sebaliknya. Konfigurasi *baseline* ini berbeda dari aturan pembentukan *pseudo-label*, sehingga risiko evaluasi sirkular berkurang. MobileNetV2 tanpa augmentasi meningkatkan akurasi menjadi 67,3% melalui ekstraksi fitur spasial hierarkis, dan penambahan *mild augmentation* pada model usulan menaikkan akurasi global menjadi 71,0% dengan *recall* kelas Berawan 85,0%. Hasil ini menunjukkan bahwa ekstraksi fitur CNN yang diperkuat augmentasi ringan lebih mampu menangani *spectral confusion* pada *dataset* penelitian ini.

3.3 Analisis Fisis Reflektansi Permukaan Lahan Banten

Recall kelas Cerah yang hanya 0,50 berarti separuh citra bebas awan salah diklasifikasikan sebagai Berawan (*false positive*), dan hal ini berkaitan dengan karakteristik reflektansi permukaan di Banten. Lahan padi di Kabupaten Pandeglang, Lebak, dan Serang tidak selalu berupa vegetasi hijau homogen sepanjang 2024: siklus tanam menghasilkan fase lahan terbuka pasca-panen (*bare soil* atau bero) dan lahan kering bersiap tanam. Tanah kering yang terpapar radiasi matahari dan atap seng di permukiman perdesaan memantulkan kuat pada Band 1 dan Band 4, sering melampaui ambang 0,25, sehingga meniru reflektansi awan tipis cirrus atau awan rendah (*spectral confusion*). Masalah ini diperparah oleh resolusi 500 m: satu piksel mencakup 250.000 m² yang kerap memuat campuran padi, air irigasi, tanah terbuka, dan fragmen awan kecil (*mixed pixels*). Piksel campuran mengurangi kontras tepi pada patch 128 × 128 dan mengaburkan gradien intensitas piksel tetangga, sehingga kemampuan diskriminasi lapisan konvolusi menurun dan *false positive* kelas Cerah meningkat.

Dalam fungsi model sebagai lapisan pra-pemrosesan, 11 *false positive* dan 5 *false negative* membawa implikasi yang berbeda. *False positive* (11 citra cerah dianggap berawan) mengurangi ketersediaan data harian karena citra daratan yang bersih ikut terbuang. Bagi analisis deret waktu, hal ini menimbulkan kekosongan data (*data gaps*) yang panjang dan merugikan pelacakan fase vegetatif awal, saat kanopi belum menutup tanah dan data harian dibutuhkan untuk menentukan tanggal mulai tanam secara presisi. *False negative* (5 citra berawan lolos sebagai cerah) berdampak lebih serius karena kontaminasi awan tipis masuk ke perhitungan NDVI atau EVI. Reflektansi merah yang tinggi menekan nilai indeks hingga mendekati nol, dan penurunan semu ini dapat dibaca sebagai gagal panen (puso), serangan wereng, atau kekeringan. Pengguna perlu mengantisipasi bias estimasi pada fase pertumbuhan padi akibat kedua jenis kesalahan tersebut.

3.4 Implikasi Praktis Parameter *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN)

Kemunculan *error* klasifikasi berupa 11 sampel *False Positive* (FP) dan 5 sampel *False Negative* (FN) pada *subset* data pengujian independen membawa implikasi praktis yang signifikan apabila dikaitkan dengan fungsi model sebagai lapisan pra-pemrosesan (*preprocessing layer*) untuk purifikasi data indeks vegetasi pertanian. Dampak langsung dari tingginya parameter *False Positive* (11 *patch* cerah dianggap berawan) adalah terjadinya reduksi ketersediaan data pengamatan harian (*data availability*). Sistem penyaringan otomatis yang terlalu sensitif akan membuang citra daratan murni yang sebenarnya bersih bebas awan hanya karena area daratan tersebut memantulkan nilai spektral yang terlalu terik. Bagi analisis deret waktu (*time-series*) pertanian, hilangnya citra potensial ini akan menimbulkan kekosongan data (*data gaps*) yang panjang. Kondisi ini merugikan pelacakan fase kritis vegetatif awal padi, di mana kanopi tanaman belum menutup tanah secara sempurna dan data harian sangat dibutuhkan untuk mendeteksi tanggal mulai tanam secara presisi.

Di sisi lain, kehadiran *False Negative* (5 patch berawan lolos sebagai cerah) membawa konsekuensi ilmiah yang jauh lebih fatal bagi pemodelan produktivitas padi lanjutan. Sebanyak 5 citra yang mengandung kontaminasi awan tipis gagal disaring oleh model MobileNetV2 dan masuk ke tahap kalkulasi indeks vegetasi seperti *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) atau *Enhanced Vegetation Index* (EVI). Secara matematis, tingginya nilai reflektansi kanal merah akibat pantulan awan tebal maupun tipis akan menekan nilai indeks vegetasi secara drastis hingga mendekati nilai nol. Penurunan nilai indeks vegetasi semu (*pseudo-drop*) pada kurva pertumbuhan ini akan memicu kesalahan interpretasi pada algoritma pengambil keputusan. Sistem pemantauan pertanian dapat salah membaca anomali penurunan nilai tersebut sebagai indikasi gagal panen (puso), serangan hama wereng, atau bencana kekeringan fisis pada tanaman padi riil di lapangan, padahal distorsi tersebut murni disebabkan oleh kegagalan filtrasi awan tipis pada lapisan pra-pemrosesan. Oleh karena itu, pemahaman terhadap karakteristik *False Positive* dan *False Negative* ini krusial agar pengguna dapat mengantisipasi estimasi bias pada fase pertumbuhan padi.

Guna melihat posisi dan kontribusi praktis dari model pemodelan ini di tengah metode yang sudah ada, dilakukan kajian komparatif berbasis literatur terhadap beberapa penelitian deteksi awan terdahulu di wilayah tropis. Perbandingan metrik performa secara tidak langsung tersebut dirangkum dalam Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Komparatif Berbasis Literatur

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Peneliti dan Tahun	Sumber Data Citra	Arsitektur/ Metode Klasifikasi	Akurasi Global	Keterbatasan Utama/ Perbedaan Fokus
Stillinger, dkk (2019) (MOD09GA cloud mask) [61]	MODIS MOD09GA & MYD09GA cloud mask, area pegunungan bersalju menengah	Mask awan operasional MOD09GA dievaluasi terhadap referensi manual & CFMask	Precision 0,17, recall 0,72 untuk cloud mask MOD09GA di atas salju OA 95,7%	Menunjukkan banyak salah klasifikasi salju ↔ awan; menekankan kesulitan spektral snow–cloud
Ma dkk (2023) (MFCD-Net, cloud MODIS)[62]	MODIS TOA + MOD09A1 LSR bulanan, 500 m	Multiscale CNN (MFCD-Net) dengan ASPP + channel & spatial attention	OA 96,55% untuk deteksi awan MODIS	Membutuhkan konstruksi LSR multi-tahun dan asumsi reflektansi permukaan relatif stabil selama beberapa tahun
Yin dkk (2023) (Improved U-Net, cloud GF-2 & MODIS) [63]	Citra GF-2 dan MODIS (resolusi tinggi + MODIS)	U-Net yang ditingkatkan (superpixel, blur adaptif, backbone VGG16)	Dice sampai 94,6%, IoU 89,8%, CPA 94,2% untuk deteksi awan	Dataset spesifik (GF-2 + MODIS), tidak dibatasi pada produk MOD09GA; fokus desain segmentasi spasial resolusi tinggi
Studi Ini (2026)	**MODIS MOD09GA**	**MobileNetV2 + *Mild Augmentation***	**71,0%**	**Menggunakan arsitektur ringan MobileNetV2 dengan kebutuhan komputasi rendah dan tanpa konstruksi Land Surface Reflectance multi-tahun. Model dirancang untuk mendukung penyaringan citra MODIS harian secara operasional pada wilayah pertanian tropis, meskipun menghasilkan akurasi yang lebih rendah dibandingkan model segmentasi awan yang lebih kompleks.**

Dibandingkan metode *deep learning* yang lebih kompleks, penelitian ini menawarkan pendekatan yang sederhana dan ringan. Ma dkk. (2023) [62] dan Yin dkk. (2023) [63] mencapai performa sangat tinggi dengan arsitektur multiskala, *attention mechanism*, dan segmentasi spasial yang memerlukan *dataset* serta pra-pengolahan lebih kompleks, sedangkan model ini memakai MobileNetV2 dengan *transfer learning* dan *mild augmentation* tanpa konstruksi data multi-tahun maupun komputasi berat. Akurasi 71% tetap realistis mengingat resolusi 500 m pada MOD09GA yang rentan terhadap *mixed pixels* dan *spectral confusion* antara awan tipis dan objek berreflektansi tinggi. Kontribusi utama penelitian ini bukan akurasi tertinggi, melainkan bukti bahwa CNN ringan dapat berfungsi sebagai lapisan pra-pemrosesan otomatis untuk pemantauan produktivitas padi berbasis citra MODIS harian.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengimplementasikan dan mengevaluasi MobileNetV2 berbasis *transfer learning* untuk klasifikasi biner tutupan awan pada citra MODIS MOD09GA sebagai tahap pra-pemrosesan pemantauan produktivitas padi di Provinsi Banten. Model mencapai akurasi global 71% dengan *recall* 85% untuk kelas Berawan dan 50% untuk kelas Cerah. Model cukup baik dalam mendeteksi awan, tetapi masih kesulitan membedakan awan tipis dari objek berreflektansi tinggi seperti lahan terbuka pasca-panen, yang dipengaruhi oleh ketidakseimbangan distribusi data, *spectral confusion*, dan *mixed pixels* pada resolusi 500 m. Dibandingkan penelitian terdahulu, MobileNetV2 menawarkan penyaringan citra MODIS harian yang ringan dan efisien tanpa data multi-tahun maupun arsitektur yang kompleks, meskipun performanya masih di bawah beberapa model segmentasi awan yang lebih canggih. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan penanganan ketidakseimbangan data seperti *Focal Loss* atau SMOTE, kombinasi multi-kanal spektral, perluasan cakupan data lintas tahun, serta validasi dengan sumber referensi independen yang lebih luas.

5 PERNYATAAN PENULIS

5.1 Kontribusi Penulis

Konseptualisasi: I. H. I., T. S. , dan M.;
Metodologi: I. H. I., T. S. , dan M.;
Perangkat Lunak: I. H. I., T. S. , dan M.;
Validasi: I. H. M.;
Analisis Formal: I. H. I., T. S. , dan M.;
Investigasi: I. H. M.;

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2655
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Sumber Daya: I. H. M.;
Kurasi Data: I. H. I., T. S. , dan M.;
Penulisan Draf Awal: I. H. I., T. S. , dan M.;
Penulisan, Peninjauan, dan Penyuntingan: I. H. I., T. S. , dan M.;
Visualisasi: I. H. I.;
Supervisi: I. H. I., T. S. , dan M.;
Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang telah diterbitkan.

5.2 Ketersediaan Data

Data yang disajikan dalam penelitian ini tersedia berdasarkan permintaan kepada penulis korespondensi.

5.3 Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

5.4 Pernyataan Dewan Peninjau Institusional

Tidak Berlaku (*Not applicable*)

5.5 Pernyataan Persetujuan Berdasarkan Informasi

Seluruh responden telah memberikan persetujuan berdasarkan informasi (*informed consent*) sebelum mengisi kuesioner penelitian.

5.6 Pernyataan Konflik Kepentingan

Para penulis menyatakan bahwa mereka tidak memiliki kepentingan keuangan yang bersaing atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat dianggap memengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam artikel ini.

5.7 Penggunaan AI Generatif dan Teknologi Berbantuan AI dalam Proses Penulisan

Para penulis menggunakan AI Generatif untuk meningkatkan kejelasan penulisan dalam artikel ini. Para penulis telah meninjau dan menyunting konten yang dihasilkan dengan bantuan AI serta bertanggung jawab penuh atas versi akhir publikasi.

REFERENCES

[1] S. Herliana, Q. Salimi, and F. Khoerani, "Analysis of Production Factors on National Rice Availability: Quantitative and Swot Approach," *The International Conference on Sustainable Economics Management and Accounting Proceeding*, vol. 1, no. 01, pp. 3891–3903, 2025, doi: 10.32424/icsema.1.1.65.
[2] C. Basset, "Soil security: The cornerstone of national security in an era of global disruptions," *Soil Security*, vol. 16, p. 100154, 2024, doi: 10.1016/j.soisec.2024.100154.
[3] X. Uwiringiyimana and E. Antriyandarti, "Declining Rice Production in Indonesia: A Case Study of Central Java, Challenges and Food Security Strategies," *Journal of Scientific Reports*, vol. 9, no. 1, pp. 177–192, 2025, doi: 10.58970/jsr.1103.
[4] F. Rozi *et al.*, "Indonesian market demand patterns for food commodity sources of carbohydrates in facing the global food crisis," *Heliyon*, vol. 9, no. 6, p. e16809, 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16809.
[5] Erlin, A. Yunianta, L. A. Wulandhari, Y. Desnelita, N. Nasution, and Junadhi, "Enhancing Rice Production Prediction in Indonesia Using Advanced Machine Learning Models," *IEEE Access*, vol. 12, no. September, pp. 151161–151177, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3478738.
[6] Kardiyono, T. Mulyaqin, P. N. Susilawati, D. Haryani, I. Setyowati, and H. Ismatul, "A Model for Accelerating Rice Planting in Paddy Fields to Provide Food in Banten Province during the Covid-19 Pandemic," *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 715, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1755-1315/715/1/012028.
[7] B. P. Statistik, "Luas panen, produksi, dan produktivitas padi menurut provinsi."
[8] A. C. Tristan, A. P. Mandiri, H. Verdiant, Y. Yoseva, and R. F. Putri, "Analysis of Carrying Capacity of Crop Agricultural Land in Banten Province," *E3S Web of Conferences*, vol. 468, pp. 1–4, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202346806002.
[9] R. Zhao, Y. Li, and M. Ma, "Mapping paddy rice with satellite remote sensing: A review," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 13, no. 2, pp. 1–20, 2021, doi: 10.3390/su13020503.
[10] S. H. Chiang and M. B. Ton, "Mapping Rice Phenology Using MODIS Products in An Giang Province, Mekong River Delta, Vietnam," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 17, no. 9, 2025, doi: 10.3390/rs17091583.
[11] R. Jiang *et al.*, "Cloud cover throughout all the paddy rice fields in guangdong, china: Impacts on sentinel 2 msi and landsat 8 oli optical observations," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 13, no. 15, pp. 1–17, 2021, doi: 10.3390/rs13152961.
[12] N. Shin *et al.*, "Perspective: Improving the accuracy of plant phenology observations and land-cover and land-use detection by optical satellite remote-sensing in the Asian tropics," *Frontiers in Forests and Global Change*, vol. 6, no. February, pp. 1–16, 2023, doi: 10.3389/ffgc.2023.1106723.
[13] Y. Yun, J. Jung, and Y. Han, "Cloud restoration of optical satellite imagery using time-series spectral similarity group," *GIsci. Remote Sens.*, vol. 61, no. 1, 2024, doi: 10.1080/15481603.2024.2324553.
[14] B. C. Gao, R. R. Li, Y. Yang, and M. Anderson, "Correction of Thin Cirrus Absorption Effects in Landsat 8 Thermal Infrared Sensor Images Using the Operational Land Imager Cirrus Band on the Same Satellite Platform," *Sensors*, vol. 24, no. 14, 2024, doi: 10.3390/s24144697.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

[15] S. Park and N. W. Park, "Combining Gaussian Process Regression with Poisson Blending for Seamless Cloud Removal from Optical Remote Sensing Imagery for Cropland Monitoring," *Agronomy*, vol. 13, no. 11, 2023, doi: 10.3390/agronomy13112789.
[16] M. S. Memon *et al.*, "Estimating rice yield under different wheat residue coverage levels using multispectral Gaofen satellite data and remote sensing indices," *Journal of Agricultural Engineering*, vol. 56, no. 3, 2025, doi: 10.4081/jae.2025.1698.
[17] C. Zhang, P. Yi, Y. Liu, L. Ma, W. Hu, and J. Wu, "Thin cloud correction method for visible remote sensing images using a spectral transformation scheme," *GIsci. Remote Sens.*, vol. 60, no. 1, 2023, doi: 10.1080/15481603.2023.2196133.
[18] R. Yao, Y. Zhang, L. Wang, J. Li, and Q. Yang, "Reconstructed NDVI and EVI datasets in China (ReVIChina) generated by a spatial-interannual reconstruction method," *Int. J. Digit. Earth*, vol. 16, no. 2, pp. 4749–4768, 2023, doi: 10.1080/17538947.2023.2283492.
[19] X. Liu, L. Ji, C. Zhang, and Y. Liu, "A method for reconstructing NDVI time-series based on envelope detection and the Savitzky-Golay filter," *Int. J. Digit. Earth*, vol. 15, no. 1, pp. 553–584, 2022, doi: 10.1080/17538947.2022.2044397.
[20] A. Suprijanto, Y. Tan, S. M. Masum, and R. D. Moreno Santillan, "A new hybrid filter for NDVI time series reconstruction and data quality enhancement," *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, vol. 15, no. 1, p., 2024, doi: 10.1080/19475705.2024.2410359.
[21] B. Wu *et al.*, "Challenges and opportunities in remote sensing-based crop monitoring: a review," no. December, 2022.
[22] F. Mouret, M. Albughdadi, S. Duthoit, D. Kouamé, G. Rieu, and J. Y. Tourneret, "Reconstruction of Sentinel-2 derived time series using robust Gaussian mixture models — Application to the detection of anomalous crop development," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 198, pp. 0–3, 2022, doi: 10.1016/j.compag.2022.106983.
[23] J. Kong *et al.*, "Uncovering the importance of spatiotemporal resolution in satellite-based rice yield estimation using a simple but effective proxy," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 376, no. October 2025, p. 110892, 2026, doi: 10.1016/j.agrformet.2025.110892.
[24] H. Zhang, Y. Zhang, T. Gao, S. Lan, F. Tong, and M. Li, "Landsat 8 and Sentinel-2 Fused Dataset for High Spatial-Temporal Resolution Monitoring of Farmland in China's Diverse Latitudes," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 11, 2023, doi: 10.3390/rs15112951.
[25] M. Waleed *et al.*, "Evaluating the efficiency of coarser to finer resolution multispectral satellites in mapping paddy rice fields using GEE implementation," *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–15, 2022, doi: 10.1038/s41598-022-17454-y.
[26] Fatchurrachman *et al.*, "High-Resolution Mapping of Paddy Rice Extent and Growth Stages across Peninsular Malaysia Using a Fusion of Sentinel-1 and 2 Time Series Data in Google Earth Engine," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 14, no. 8, pp. 1–22, 2022, doi: 10.3390/rs14081875.
[27] B. Suseno, G. Brunel, H. Wijayanto, K. Sadik, F. M. Afendi, and B. Tisseyre, "Reconstructing satellite temporal series data under cloudy conditions: Application in predicting rice growth phases," *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, p. 101378, 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.101378.
[28] P. Mu and F. Tian, "Spatiotemporal Fusion of Multi-Temporal MODIS and Landsat-8/9 Imagery for Enhanced Daily 30 m NDVI Reconstruction: A Case Study of the Shiyang River Basin Cropland (2022)," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 17, no. 9, 2025, doi: 10.3390/rs17091510.
[29] Y. Guo, L. Han, D. Zhang, G. Sun, J. Fan, and X. Ren, "The Factors Affecting the Quality of the Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI) and the Spatial–Temporal Variations in Drought from 2011 to 2020 in Regions Affected by Climate Change," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 14, 2023, doi: 10.3390/su151411350.
[30] Y. Lin *et al.*, "Influence of Vegetation Phenology on the Temporal Effect of Crop Fractional Vegetation Cover Derived from Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer Nadir Bidirectional Reflectance Distribution Function–Adjusted Reflectance," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, 2024, doi: 10.3390/agriculture14101759.
[31] C. Liu *et al.*, "Global Comparison of Leaf Area Index Products over Water-Vegetation Mixed Heterogeneous Surface Network (HESNet-WV)," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 5, 2023, doi: 10.3390/rs15051337.
[32] V. Zekoll, M. Main-Knorn, J. Louis, D. Frantz, R. Richter, and B. Pflug, "Comparison of masking algorithms for sentinel-2 imagery," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 13, no. 1, pp. 1–21, 2021, doi: 10.3390/rs13010137.
[33] Y. Yang, K. Shang, C. Xiao, C. Wang, and H. Tang, "Spectral Index for Mapping Topsoil Organic Matter Content Based on ZY1-02D Satellite Hyperspectral Data in Jiangsu Province, China," *ISPRS Int. J. Geoinf.*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.3390/ijgi11020111.
[34] C. T. Nguyen, A. Chidthaisong, P. K. Diem, and L. Z. Huo, "A modified bare soil index to identify bare land features during agricultural fallow-period in southeast asia using landsat 8," *Land (Basel).*, vol. 10, no. 3, pp. 1–18, 2021, doi: 10.3390/land10030231.
[35] E. A. L. Salas and S. S. Kumaran, "Hyperspectral Bare Soil Index (HBSI): Mapping Soil Using an Ensemble of Spectral Indices in Machine Learning Environment," *Land (Basel).*, vol. 12, no. 7, 2023, doi: 10.3390/land12071375.
[36] B. Delaney, K. Tansey, and M. Whelan, "Satellite Remote Sensing Techniques and Limitations for Identifying Bare Soil," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 17, no. 4, 2025, doi: 10.3390/rs17040630.
[37] S. Skakun *et al.*, "Cloud Mask Intercomparison eXercise (CMIX): An evaluation of cloud masking algorithms for Landsat 8 and Sentinel-2," *Remote Sens. Environ.*, vol. 274, no. March, 2022, doi: 10.1016/j.rse.2022.112990.
[38] X. Fan, L. Chen, X. Xu, C. Yan, J. Fan, and X. Li, "Land Cover Classification of Remote Sensing Images Based on Hierarchical Convolutional Recurrent Neural Network," *Forests*, vol. 14, no. 9, pp. 1–27, 2023, doi: 10.3390/f14091881.
[39] A. Alem and S. Kumar, "End-to-End Convolutional Neural Network Feature Extraction for Remote Sensed Images Classification," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 36, no. 1, 2022, doi: 10.1080/08839514.2022.2137650.
[40] Z. Zhang *et al.*, "Remote Sensing Image Scene Classification in Hybrid Classical–Quantum Transferring CNN with Small Samples," *Sensors*, vol. 23, no. 18, 2023, doi: 10.3390/s23188010.
[41] Y. Gulzar, "Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 3, 2023, doi: 10.3390/su15031906.
[42] M. Alkanan and Y. Gulzar, "Enhanced corn seed disease classification: leveraging MobileNetV2 with feature augmentation and transfer learning," *Front. Appl. Math. Stat.*, vol. 9, 2023, doi: 10.3389/fams.2023.1320177.
[43] M. M. A. Zaid, A. A. Mohammed, and P. Sumari, "Remote Sensing Image Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning Techniques," *Journal of Computer Science*, vol. 21, no. 3, pp. 635–645, 2025, doi: 10.3844/jcssp.2025.635.645.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2657
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

[44] Wenfa Xu, "Adaptive Threshold Cloud Detection Method based on Gaofen-1 Remote Sensing image," *Computer Fraud and Security*, pp. 276–284, 2025, doi: 10.52710/cfs.498.
[45] X. Hao, L. Liu, R. Yang, L. Yin, L. Zhang, and X. Li, "Image Target Recognition," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 3, p. 827, 2023.
[46] R. Zhao, Y. Li, J. Chen, M. Ma, L. Fan, and W. Lu, "Mapping a paddy rice area in a cloudy and rainy region using spatiotemporal data fusion and a phenology-based algorithm," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 13, no. 21, pp. 1–20, 2021, doi: 10.3390/rs13214400.
[47] R. Singh, M. Pal, and M. Biswas, "Cloud Detection Methods for Optical Satellite Imagery: A Comprehensive Review," *Geomatics*, vol. 5, no. 3, pp. 1–42, 2025, doi: 10.3390/geomatics5030027.
[48] B. Pham-Duc, H. Nguyen, H. Phan, and Q. Tran-Anh, "Trends and applications of google earth engine in remote sensing and earth science research: a bibliometric analysis using scopus database," *Earth Sci. Inform.*, vol. 16, no. 3, pp. 2355–2371, 2023, doi: 10.1007/s12145-023-01035-2.
[49] Q. Zhao, L. Yu, X. Li, D. Peng, Y. Zhang, and P. Gong, "Progress and trends in the application of google earth and google earth engine," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 13, no. 18, pp. 1–21, 2021, doi: 10.3390/rs13183778.
[50] A. Velastegui-Montoya, N. Montalván-Burbano, P. Carrión-Mero, H. Rivera-Torres, L. Sadeck, and M. Adami, "Google Earth Engine: A Global Analysis and Future Trends," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 15, no. 14, 2023, doi: 10.3390/rs15143675.
[51] S. Ojaghi, Y. Bouroubi, S. Foucher, A. Nteziyaremye, and A. Zannou, "Transformer-Based BRDF Modeling and Normalization of MODIS Surface Reflectance Using Google Earth Engine for Agricultural Monitoring," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 19, pp. 25919–25933, 2026, doi: 10.1109/JSTARS.2026.3716596.
[52] A. I. Flores-Anderson, J. Cardille, K. Azad, E. Cherrington, Y. Zhang, and S. Wilson, "Spatial and Temporal Availability of Cloud-free Optical Observations in the Tropics to Monitor Deforestation," *Sci. Data*, vol. 10, no. 1, pp. 1–8, 2023, doi: 10.1038/s41597-023-02439-x.
[53] J. Zhou *et al.*, "A scalable software package for time series reconstruction of remote sensing datasets on the Google Earth Engine platform," *Int. J. Digit. Earth*, vol. 16, no. 1, pp. 988–1007, 2023, doi: 10.1080/17538947.2023.2192004.
[54] B. Suseno, G. Brunel, H. Wijayanto, K. Sadik, F. M. Afendi, and B. Tisseyre, "Reconstructing satellite temporal series data under cloudy conditions: Application in predicting rice growth phases," *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, p. 101378, 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.101378.
[55] A. Modis *et al.*, "Product User Guide MODIS Surface Reflectance User ' s Guide," vol. 1, pp. 1–36, 2020.
[56] Q. Xiong *et al.*, "A cloud detection approach based on hybrid multispectral features with dynamic thresholds for GF-1 remote sensing images," *Remote Sens. (Basel).*, vol. 12, no. 3, pp. 1–18, 2020, doi: 10.3390/rs12030450.
[57] S. Jeong, J. Ko, and J. M. Yeom, "Predicting rice yield at pixel scale through synthetic use of crop and deep learning models with satellite data in South and North Korea," *Science of the Total Environment*, vol. 802, p. 149726, 2022, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.149726.
[58] Y. Wang, S. Li, Y. Lin, and M. Wang, "Lightweight Deep Neural Network Method for Water Body Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images with Multisensors," pp. 1–21, 2021.
[59] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L. C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4510–4520, 2018, doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.
[60] A. Hasan, C. Witharana, M. R. Udawalpola, and A. K. Liljedahl, "DETECTION of CLOUDS in MEDIUM-RESOLUTION SATELLITE IMAGERY USING DEEP CONVOLUTIONAL NEURAL NETS," *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, vol. 46, no. M-2–2022, pp. 103–109, 2022, doi: 10.5194/isprs-Archives-XLVI-M-2-2022-103-2022.
[61] T. Stillinger, D. A. Roberts, N. M. Collar, and J. Dozier, "Cloud Masking for Landsat 8 and MODIS Terra Over Snow-Covered Terrain: Error Analysis and Spectral Similarity Between Snow and Cloud," *Water Resour. Res.*, vol. 55, no. 7, pp. 6169–6184, 2019, doi: 10.1029/2019WR024932.
[62] H. Ma, Nan ; Sun, Lin ; Zhou, Chenghu ; He, Yawen ; Dong, Chuanxiang ; Qu, Yu ; Yu, "A Priori Land Surface Reflectance Synergized With Multiscale Features Convolution Neural Network for MODIS Imagery Cloud Detection," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 16, pp. 3294–3308, 2023, doi: 10.1109/jstars.2023.3261326.
[63] C. Yin, Meijie ; Wang, Peng ; Hao, Weilong ; Ni, "Cloud detection of high-resolution remote sensing image based on improved U-Net," *Multimed. Tools Appl.*, pp. 1–18, 2023, doi: https://doi.org/10.1007/s11042-023-14655-z.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 2658
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.