Pemetaan dan Deteksi Kerawanan Bencana Tanah Longsor di Kecamatan Bumiayu Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Random Forest*

1st Hendrik Prayoga
Teknik Informatika
Universitas Telkom Purwokerto
Banyumas, Indoensia
hendrikprayoga@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Dasril Aldo
Teknik Informatika
Universitas Telkom Purwokerto
Banyumas, Indonesia
dasrilaldo@telkomuniversity.ac.id

3rd Muhammad Raafi'u Firmansyah
Teknik Informatika
Universitas Telkom Purwokerto
Banyumas, Indoensia
raafiu@telkomuniversity.ac.id

Abstract **- Tanah longsor merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi di wilayah dengan kondisi topografi curam dan curah hujan tinggi, seperti Kecamatan Bumiayu, Kabupaten Brebes. Pemetaan dan deteksi kerawanan tanah longsor diperlukan untuk mendukung upaya mitigasi bencana yang lebih efektif dan tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kesesuaian algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis data spasial raster serta algoritma Random Forest dalam deteksi kerawanan berbasis data atribut lingkungan. Metode penelitian meliputi pengumpulan dan preprocessing data spasial, pemodelan CNN menggunakan data raster multiband, serta pemodelan Random Forest menggunakan data tabular hasil ekstraksi variabel lingkungan. Variabel yang digunakan meliputi kelerengan, curah hujan, jenis tanah, tutupan lahan, dan gerakan tanah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu menghasilkan peta kerawanan tanah longsor secara spasial dan detail, sedangkan Random Forest efektif dalam mendeteksi tingkat kerawanan berdasarkan atribut lingkungan dengan kinerja klasifikasi yang baik. Penelitian ini menyimpulkan bahwa CNN lebih sesuai untuk pemetaan kerawanan berbasis spasial, sementara Random Forest lebih sesuai untuk deteksi kerawanan berbasis data atribut, sehingga keduanya dapat saling melengkapi dalam analisis kerawanan tanah longsor.**

Kata kunci*:* tanah longsor, pemetaan kerawanan, deteksi kerawanan, machine learning, CNN, random forest

I. PENDAHULUAN

Tanah longsor merupakan salah satu bencana geologi yang sering terjadi di Indonesia dan menimbulkan dampak signifikan, baik dari sisi kerugian ekonomi, sosial, maupun korban jiwa. Tingginya kejadian tanah longsor tidak terlepas dari kondisi geomorfologi Indonesia yang didominasi wilayah perbukitan dan pegunungan, serta pengaruh iklim tropis dengan intensitas curah hujan yang tinggi [1]. Kecamatan Bumiayu, Kabupaten Brebes, merupakan salah satu wilayah yang memiliki tingkat kerawanan tanah longsor cukup tinggi akibat kombinasi lereng curam, curah hujan tinggi, serta perubahan penggunaan lahan yang dinamis akibat aktivitas manusia [2].

Pemetaan daerah rawan tanah longsor menjadi langkah penting dalam mendukung mitigasi bencana dan perencanaan wilayah. Namun, metode konvensional berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG), seperti scoring dan overlay, masih memiliki keterbatasan karena bersifat subjektif dan kurang adaptif terhadap kompleksitas hubungan antar faktor penyebab longsor [3]. Seiring dengan berkembangnya teknologi, pendekatan berbasis machine learning mulai banyak digunakan karena mampu memproses data dalam jumlah besar serta mengenali pola kerawanan secara otomatis dan lebih akurat [4].

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma machine learning seperti Random Forest, Support Vector Machine, dan Artificial Neural Network mampu menghasilkan pemodelan kerawanan tanah longsor dengan tingkat akurasi yang tinggi [5], [6]. Selain itu, algoritma deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif dalam menganalisis pola visual dan spasial pada data citra penginderaan jauh dan raster geospasial [7]. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih menggunakan satu jenis algoritma untuk seluruh tahapan analisis tanpa membedakan peran dan kesesuaian algoritma berdasarkan karakteristik data dan fungsi analisisnya.

Berdasarkan kajian tersebut, masih terdapat celah penelitian dalam pemanfaatan algoritma machine learning yang secara spesifik mengevaluasi kesesuaian CNN untuk pemetaan kerawanan berbasis data raster dan Random Forest untuk deteksi kerawanan berbasis data atribut lingkungan, khususnya pada wilayah dengan karakteristik topografi dan iklim yang kompleks seperti Kecamatan Bumiayu [8]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja dan kesesuaian algoritma Convolutional Neural Network dan Random Forest dalam mendukung sistem pemetaan dan deteksi kerawanan bencana tanah longsor. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi metodologis dalam pemilihan algoritma yang tepat sesuai

dengan fungsi analisisnya serta mendukung pengambilan keputusan dalam upaya mitigasi bencana tanah longsor.

II. KAJIAN TEORI

Tanah longsor merupakan fenomena pergerakan massa tanah dan batuan akibat ketidakstabilan lereng yang dipengaruhi oleh kombinasi faktor alam dan aktivitas manusia. Faktor utama yang memengaruhi terjadinya tanah longsor meliputi kemiringan lereng, curah hujan, jenis tanah, tutupan lahan, serta riwayat gerakan tanah [9]. Curah hujan yang tinggi dapat meningkatkan kadar air dalam tanah sehingga menurunkan kohesi dan daya dukung lereng, terutama pada wilayah dengan topografi curam dan kondisi geologi yang labil.

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan machine learning banyak diterapkan untuk analisis kerawanan tanah longsor karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan nonlinier antar variabel lingkungan. Algoritma machine learning mampu memanfaatkan data spasial dan atribut lingkungan secara lebih objektif dibandingkan metode konvensional berbasis pembobotan [4], [5]. Penerapan machine learning juga memungkinkan pengolahan data dalam jumlah besar serta peningkatan akurasi pemodelan kerawanan tanah longsor.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma deep learning yang dirancang untuk mengekstraksi fitur spasial dari data citra dan raster. CNN mampu menangkap pola kompleks dan hubungan spasial antar piksel melalui operasi konvolusi dan pooling, sehingga sangat sesuai untuk pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis data raster multiband [7], [10]. Pendekatan segmentasi berbasis CNN memungkinkan pemetaan kerawanan dilakukan hingga tingkat piksel, menghasilkan peta kerawanan dengan resolusi spasial yang tinggi dan representatif terhadap kondisi lapangan.

Random Forest merupakan algoritma ensemble learning yang dibangun dari kumpulan pohon keputusan yang dilatih secara independen menggunakan teknik bootstrap sampling dan pemilihan fitur secara acak. Pendekatan ini mampu meningkatkan stabilitas dan akurasi model serta mengurangi risiko overfitting yang sering terjadi pada pohon keputusan tunggal [11]. Dalam analisis kerawanan tanah longsor, Random Forest banyak digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kerawanan berdasarkan data atribut lingkungan, seperti kelerengan, curah hujan, jenis tanah, dan tutupan lahan [6], [9].

Berdasarkan karakteristik tersebut, CNN lebih sesuai digunakan untuk pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis data spasial raster, sedangkan Random Forest lebih efektif dalam deteksi kerawanan berbasis data atribut lingkungan. Pemisahan peran kedua algoritma ini memungkinkan analisis kerawanan tanah longsor dilakukan secara lebih optimal dan komplementer sesuai dengan karakteristik data dan tujuan analisis.

III. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan machine learning dan analisis spasial berbasis Sistem Informasi Geografis (SIG) untuk mendeteksi dan memetakan kerawanan bencana tanah longsor di Kecamatan Bumiayu, Kabupaten Brebes. Pendekatan ini dipilih untuk memodelkan hubungan nonlinier antar variabel lingkungan serta menghasilkan informasi kerawanan tanah longsor secara spasial dan atributif.

A. Data dan Sumber Data

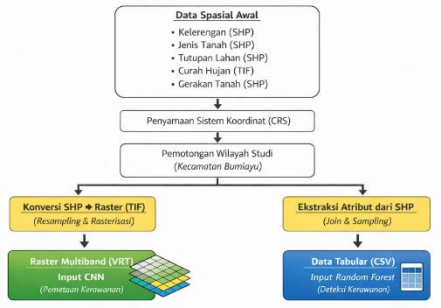
Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari sumber resmi dan terpercaya. Variabel lingkungan yang digunakan meliputi kelerengan, curah hujan, jenis tanah, tutupan lahan, dan data gerakan tanah. Seluruh data merepresentasikan kondisi lingkungan wilayah penelitian pada periode pengamatan yang tersedia.

TABEL 1
(Sumber Data)

No	Variabel	Sumber Data
1	Kelerengan	Indonesia Geospasial
2	Curah Hujan	Google Earth Engine (GEE)
3	Jenis Tanah	Indonesia Geospasial
4	Tutupan Lahan	Indonesia Geospasial
5	Gerakan Tanah	Pusat Vulkanologi dan Mitigasi Bencana Geologi (PVMBG)

B. *Preprocessing* Data

Preprocessing data dilakukan untuk menyeragamkan sistem koordinat, resolusi spasial, serta cakupan wilayah data agar dapat diintegrasikan dalam proses pemodelan. Seluruh data spasial dipotong sesuai batas administratif Kecamatan Bumiayu dan disesuaikan resolusinya. Tahapan preprocessing dibagi menjadi dua alur sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan, yaitu preprocessing data raster untuk pemodelan Convolutional Neural Network (CNN) dan preprocessing data atribut untuk pemodelan Random Forest.

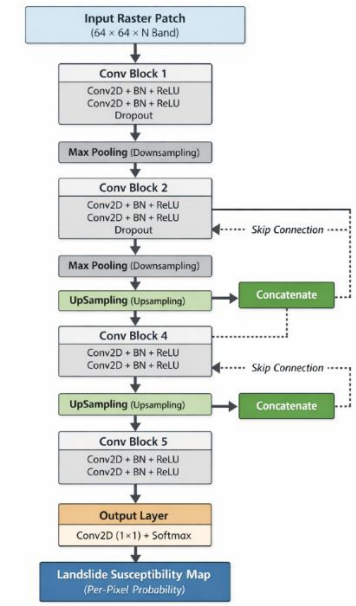


GAMBAR 1
(Preprocessing Data)

C. Pemetaan Kerawanan Menggunakan Convolutional Neural Network

Pemetaan kerawanan tanah longsor dilakukan menggunakan Convolutional Neural Network dengan memanfaatkan data raster multiband sebagai masukan model. Variabel lingkungan berupa kelerengan, curah hujan, jenis tanah, dan tutupan lahan digabungkan untuk menangkap hubungan spasial antar variabel. Model CNN dilatih untuk

menghasilkan peta kerawanan tanah longsor berbasis piksel yang merepresentasikan distribusi spasial tingkat kerawanan wilayah penelitian [7].



GAMBAR 2
(Arsitektur CNN)

D. Deteksi Kerawanan Menggunakan Random Forest

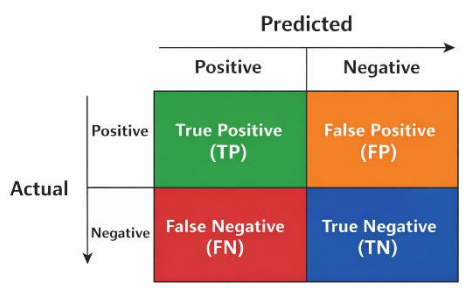
Deteksi tingkat kerawanan tanah longsor dilakukan menggunakan algoritma Random Forest dengan memanfaatkan data atribut lingkungan dalam bentuk data tabular. Variabel lingkungan digunakan sebagai fitur masukan, sedangkan data gerakan tanah digunakan sebagai label kelas. Random Forest dipilih karena kemampuannya dalam menangani hubungan nonlinier, data multivariabel, serta stabilitas model terhadap variasi data [6], [9].



GAMBAR 3
(Arsitektur Random Forest)

E. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model Convolutional Neural Network (CNN) dan Random Forest dilakukan menggunakan confusion matrix untuk membandingkan hasil prediksi model dengan label aktual. Confusion matrix menggambarkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi melalui empat komponen utama, yaitu True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), dan True Negative (TN). True Positive menunjukkan jumlah data yang diprediksi sebagai kelas positif dan sesuai dengan kondisi aktual, sedangkan False Positive merupakan data yang diprediksi sebagai kelas positif namun sebenarnya termasuk kelas negatif. False Negative menunjukkan data yang diprediksi sebagai kelas negatif padahal termasuk kelas positif, dan True Negative merupakan data yang diprediksi sebagai kelas negatif serta sesuai dengan kondisi aktual.



GAMBAR 4
(Arsitektur Confusion Matriks)

Berdasarkan confusion matrix, kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik kuantitatif, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, dan Area Under Curve (AUC). Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian dan dinyatakan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Presisi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif, sehingga menggambarkan seberapa besar prediksi positif yang dihasilkan model benar secara aktual. Presisi dirumuskan sebagai:

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Recall atau sensitivitas mengukur kemampuan model dalam mendeteksi seluruh data yang termasuk dalam kelas positif. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan False Negative. Recall dirumuskan sebagai:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

F1-score merupakan rata-rata harmonik antara presisi dan recall yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada kondisi data yang tidak seimbang. F1-score dirumuskan sebagai berikut:

$$F1 - score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (4)$$

Selain itu, evaluasi kinerja model juga dilakukan menggunakan Area Under Curve (AUC) yang diperoleh dari kurva Receiver Operating Characteristic (ROC). Kurva ROC memetakan hubungan antara True Positive Rate dan False Positive Rate untuk menilai kemampuan model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif. Nilai AUC yang mendekati 1 menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, sedangkan nilai mendekati 0,5 menunjukkan performa yang setara dengan tebakan acak.

Hasil evaluasi menggunakan metrik-metrik tersebut digunakan untuk menilai dan membandingkan kinerja CNN dan Random Forest sesuai dengan fungsi analisisnya, yaitu pemetaan kerawanan berbasis data raster dan deteksi kerawanan berbasis data atribut lingkungan. Evaluasi ini menjadi dasar dalam menentukan kesesuaian algoritma terhadap karakteristik data dan tujuan penelitian.

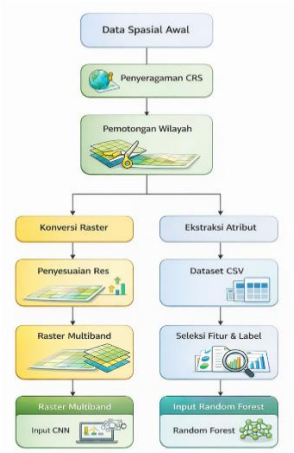
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil *Preprocessing* Data

Hasil preprocessing data merupakan tahapan awal yang bertujuan untuk menyiapkan seluruh data lingkungan agar siap digunakan dalam proses pemodelan kerawanan tanah longsor. Tahapan ini menghasilkan data spasial dan data atribut yang telah memiliki sistem koordinat, resolusi, serta cakupan wilayah yang seragam. Selain itu, preprocessing data juga memastikan kesesuaian format data dengan kebutuhan masing-masing algoritma, yaitu Convolutional Neural Network dan Random Forest. Secara umum, hasil preprocessing data terbagi menjadi tiga keluaran utama, yaitu hasil preprocessing data spasial berbasis Sistem Informasi Geografis, hasil preprocessing data raster untuk pemodelan CNN, dan hasil preprocessing data atribut untuk pemodelan Random Forest.

1. *Preprocessing* Data Spasial Dasar

Preprocessing data spasial dasar dilakukan menggunakan perangkat lunak Sistem Informasi Geografis untuk menyeragamkan sistem koordinat, resolusi spasial, serta cakupan wilayah seluruh data lingkungan. Data kelerengan, curah hujan, jenis tanah, tutupan lahan, dan data gerakan tanah diproyeksikan ke sistem koordinat yang sama dan dipotong sesuai batas wilayah Kecamatan Bumiayu. Tahapan ini memastikan seluruh data memiliki kesesuaian lokasi dan skala sebelum digunakan pada jalur pemodelan selanjutnya. Alur proses preprocessing data spasial dasar ditunjukkan pada Gambar 5.



GAMBAR 5
(Alur *Preprocessing* Data Spasial Dasar)

Berdasarkan alur pada Gambar 5, preprocessing data spasial dasar menghasilkan beberapa keluaran data yang digunakan pada dua jalur pemodelan yang berbeda, yaitu pemodelan berbasis raster menggunakan Convolutional Neural Network dan pemodelan berbasis data atribut menggunakan Random Forest. Ringkasan data spasial hasil preprocessing yang digunakan sebagai masukan pada jalur pemodelan CNN disajikan pada Tabel 2.

TABEL 2
(*Dataset Raster*)

Komponen Data	Format	Keterangan
Raster Multiband Fitur	VRT	Raster multiband yang merepresentasikan variabel lingkungan sebagai kanal terpisah
Data Label	TIF	Raster gerakan tanah sebagai acuan tingkat kerawanan tanah longsor

Informasi pada Tabel 2 menunjukkan bahwa data spasial yang digunakan pada jalur pemodelan CNN telah memiliki sistem koordinat, resolusi spasial, dan cakupan wilayah yang seragam. Selanjutnya, detail format dan komposisi dataset raster yang secara khusus digunakan sebagai input pemodelan Convolutional Neural Network disajikan pada Tabel 3.

TABEL 3
(Variabel Fitur CNN)

Band	Variabel	Keterangan Singkat
Band 1	Kelerengan	Mewakili kondisi kemiringan lereng
Band 2	Curah Hujan	Rata-rata curah hujan tahunan

Band 3	Jenis Tanah	Kode kelas jenis tanah
Band 4	Tutupan Lahan	Kode kelas tutupan lahan

Kedua tabel tersebut (Tabel 2 dan Tabel 3) merepresentasikan keluaran preprocessing spasial dasar yang dimanfaatkan pada pemodelan CNN, di mana data lingkungan disusun dalam bentuk raster dan dipertahankan struktur spasialnya untuk keperluan ekstraksi fitur oleh model.

Berbeda dengan jalur pemodelan CNN, pemodelan Random Forest memanfaatkan data hasil preprocessing spasial dasar dalam bentuk data tabular. Dataset ini diperoleh melalui proses ekstraksi nilai raster terhadap variabel lingkungan sehingga setiap baris merepresentasikan satu sampel observasi, sedangkan setiap kolom menunjukkan atribut lingkungan yang digunakan dalam pemodelan. Ringkasan dataset hasil preprocessing spasial dasar yang digunakan sebagai masukan pada jalur pemodelan Random Forest disajikan pada Tabel 4.

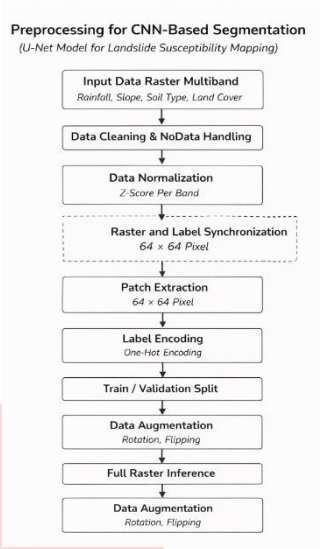
TABEL 4
(Dataset CSV)

Komponen Data	**Format**	**Keterangan**
Dataset Fitur	CSV	Data tabular berisi 5.670 sampel dengan fitur lingkungan
Dataset Label	CSV	Kolom label kerawanan tanah longsor sebagai variabel target
Data Pendukung	CSV	Kolom desa dan keterangan (tidak digunakan dalam pemodelan)

Dengan pemisahan keluaran preprocessing spasial dasar ke dalam dua jalur pemodelan tersebut, data raster pada Tabel 2 dan Tabel 3 secara khusus mendukung pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis CNN, sedangkan data tabular pada Tabel 4 mendukung proses deteksi dan klasifikasi tingkat kerawanan menggunakan Random Forest.

2. *Preprocessing* Data untuk Pemodelan *Convolutional Neural Network*

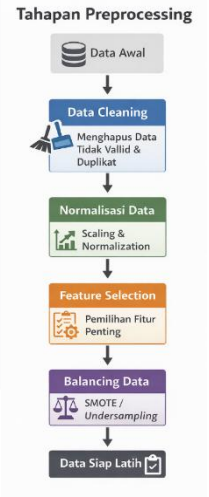
Preprocessing data untuk pemodelan Convolutional Neural Network difokuskan pada penyusunan data raster multiband sebagai masukan model. Seluruh variabel lingkungan yang telah melalui preprocessing data spasial dasar dikonversi ke format raster dan disesuaikan resolusinya. Data raster kemudian digabungkan menjadi satu kesatuan multiband untuk merepresentasikan kondisi lingkungan secara spasial. Tahapan ini bertujuan agar CNN mampu mengekstraksi fitur spasial antar variabel secara simultan. Proses preprocessing data untuk pemodelan CNN ditunjukkan pada Gambar 6.



GAMBAR 6
(*Preprocessing* CNN)

3. *Preprocessing* Data untuk Pemodelan *Random Forest*

Preprocessing data untuk pemodelan Random Forest dilakukan dengan mengekstraksi nilai variabel lingkungan dari data spasial ke dalam bentuk data tabular. Variabel lingkungan digunakan sebagai fitur masukan, sedangkan data gerakan tanah digunakan sebagai label kelas. Data tabular kemudian dibersihkan dari nilai kosong dan disesuaikan formatnya agar siap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model. Alur preprocessing data untuk pemodelan Random Forest ditunjukkan pada Gambar 7.



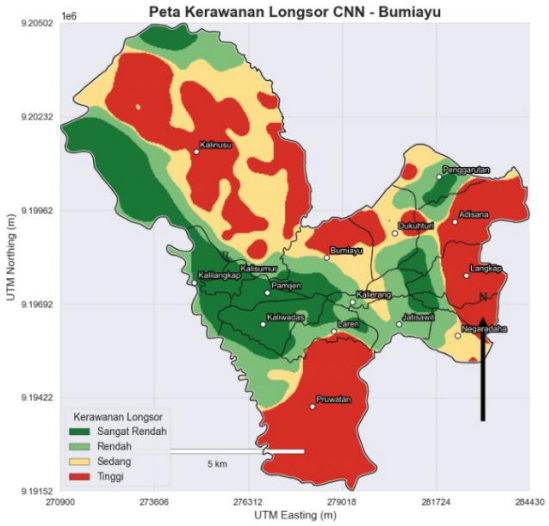
GAMBAR 7
(*Preprocessing Random Forest*)

B. *Hasil Pemetaan Kerawanan Menggunakan Convolutional Neural Network*

Hasil pemetaan kerawanan tanah longsor menggunakan Convolutional Neural Network disajikan dalam bentuk peta tematik yang menggambarkan distribusi tingkat kerawanan secara spasial. Peta hasil pemodelan CNN menunjukkan bahwa zona dengan tingkat kerawanan tinggi cenderung terkonsentrasi pada wilayah dengan kemiringan lereng curam, intensitas curah hujan tinggi, serta tutupan lahan yang relatif minim vegetasi. Pola sebaran kerawanan yang dihasilkan menunjukkan keterkaitan yang kuat antara faktor-

faktor lingkungan tersebut dengan potensi terjadinya tanah longsor.

Secara spasial, hasil pemodelan CNN memperlihatkan pola yang konsisten dengan kondisi geomorfologi Kecamatan Bumiayu yang didominasi oleh wilayah perbukitan dan lereng curam. Kemampuan CNN dalam memanfaatkan data raster multiband memungkinkan model mengekstraksi hubungan spasial antar variabel lingkungan secara lebih detail, sehingga peta kerawanan yang dihasilkan bersifat kontinu dan representatif terhadap kondisi lapangan. Hasil pemetaan kerawanan tanah longsor menggunakan CNN ditunjukkan pada Gambar 8.



GAMBAR 8
(Hasil Pemetaan Kerawanan)

Berdasarkan Gambar 8, terlihat bahwa kelas kerawanan tinggi umumnya berada pada zona perbukitan dan lereng curam di Kecamatan Bumiayu. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN mampu menangkap pola spasial yang berkaitan dengan faktor topografi dan curah hujan secara efektif. Distribusi kerawanan yang bersifat kontinu menunjukkan keunggulan CNN dalam mempertahankan informasi spasial, sehingga hasil pemetaan lebih detail dan representatif terhadap kondisi lapangan dibandingkan pendekatan klasifikasi diskrit.

C. *Hasil Deteksi Kerawanan Menggunakan Random Forest*

Hasil deteksi kerawanan tanah longsor menggunakan algoritma Random Forest disajikan dalam bentuk klasifikasi tingkat kerawanan berdasarkan data atribut lingkungan. Model Random Forest memanfaatkan kombinasi variabel kelerengan, curah hujan, jenis tanah, dan tutupan lahan untuk mengklasifikasikan tingkat kerawanan tanah longsor pada wilayah penelitian.

Distribusi hasil deteksi menunjukkan bahwa Random Forest mampu mengelompokkan tingkat kerawanan tanah longsor dengan baik berdasarkan karakteristik atribut lingkungan yang digunakan. Pendekatan berbasis data tabular memungkinkan Random Forest menangkap hubungan nonlinier antar variabel tanpa mempertimbangkan struktur spasial secara eksplisit. Ringkasan hasil deteksi kerawanan tanah longsor menggunakan Random Forest disajikan pada Tabel 5.

TABEL 5
(Hasil Deteksi Kerawanan)

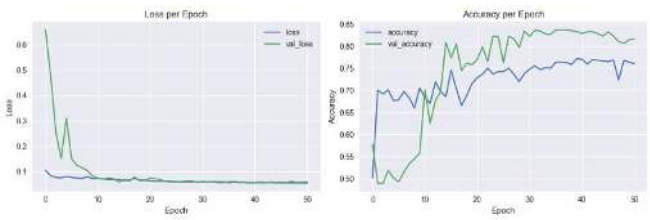
Tutupan Lahan	Kelerengan	Jenis Tanah	Curah Hujan Tahunan (mm)	Prediksi Kelas
Sawah	Datar	To	4.850	2
Perkebunan	Curam	Lo	5.150	3
Pertanian Lahan Kering Campur	Curam	Lo	5.151	4
Sawah	Datar	Lo	4.900	1
Pemukiman	Landai	To	4.920	2
Pertanian Lahan Kering Campur	Curam	To	4.765	3
Hutan Tanaman	Agak Curam	To	5.032	4
Pertanian Lahan Kering	Sangat Curam	Ao	5.111	3
Tanah Terbuka	Agak Curam	Ao	4.975	2
Pemukiman	Datar	Lo	4.753	1

Berdasarkan Tabel 5, Random Forest mampu mengklasifikasikan tingkat kerawanan tanah longsor dengan baik pada setiap kelas kerawanan. Distribusi hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model dapat memanfaatkan hubungan nonlinier antar variabel lingkungan secara efektif. Pendekatan berbasis data tabular menjadikan Random Forest stabil dalam mendeteksi kerawanan, meskipun tidak mempertahankan informasi spasial secara eksplisit seperti pada CNN.

D. *Evaluasi Kinerja Model*

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk menilai kemampuan masing-masing algoritma dalam menjalankan fungsinya sesuai dengan tujuan penelitian. Pada penelitian ini, Convolutional Neural Network (CNN) dievaluasi berdasarkan proses pelatihan berbasis epoch serta performa klasifikasi spasial berbasis piksel, sedangkan Random Forest dievaluasi berdasarkan kemampuan klasifikasi menggunakan data atribut lingkungan. Oleh karena itu, indikator evaluasi yang digunakan pada kedua model disesuaikan dengan karakteristik masing-masing algoritma.

Evaluasi kinerja CNN dilakukan selama proses pelatihan dengan mengamati perubahan nilai *loss* dan *accuracy* pada setiap epoch. Grafik *loss* dan *accuracy* digunakan untuk mengevaluasi stabilitas proses pembelajaran serta mendeteksi potensi terjadinya overfitting. Hasil evaluasi proses pelatihan CNN ditunjukkan pada Gambar 9.



GAMBAR 9
(Kurva Loss dan Akurasi)

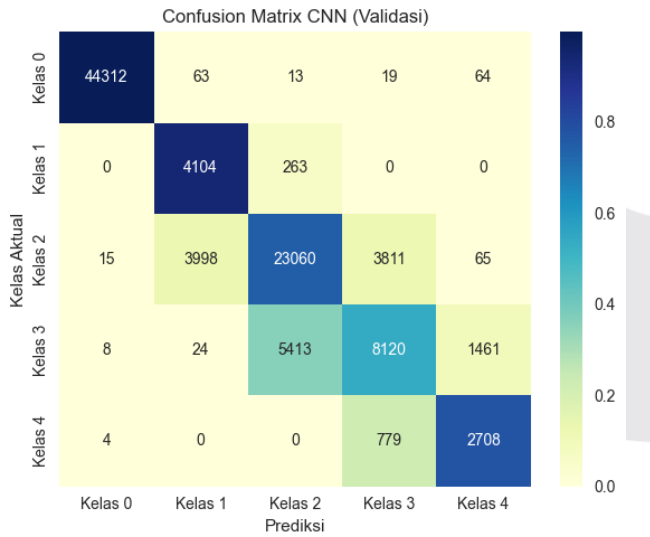
Berdasarkan Gambar 9, nilai *loss* menunjukkan tren penurunan seiring bertambahnya jumlah epoch, sementara nilai *accuracy* mengalami peningkatan yang relatif stabil. Pola ini mengindikasikan bahwa model CNN mampu melakukan proses pembelajaran dengan baik dan mencapai kondisi konvergen tanpa menunjukkan gejala overfitting yang signifikan.

Parameter dan konfigurasi pelatihan CNN yang digunakan dalam penelitian ini, seperti jumlah epoch, ukuran *batch*, dan fungsi optimasi, dirangkum pada Tabel 6.

TABEL 6
(Evaluasi Proses Pelatihan *Train Val Epoch*)

Metrik Evaluasi	Nilai
Best Validation Accuracy	0.8372
Last Validation Accuracy	0.8164

Kinerja CNN selanjutnya dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk menilai ketepatan klasifikasi piksel terhadap kelas kerawanan tanah longsor. Confusion matrix memberikan gambaran jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas kerawanan. Visualisasi confusion matrix hasil klasifikasi CNN ditunjukkan pada Gambar 10.



GAMBAR 10
(Confusion Matriks CNN)

Berdasarkan Gambar 10, sebagian besar piksel berhasil diklasifikasikan dengan benar pada kelas kerawanan utama. Kesalahan klasifikasi yang masih terjadi umumnya berada pada batas antar kelas kerawanan yang memiliki karakteristik lingkungan yang saling beririsan, sehingga sulit dipisahkan secara tegas.

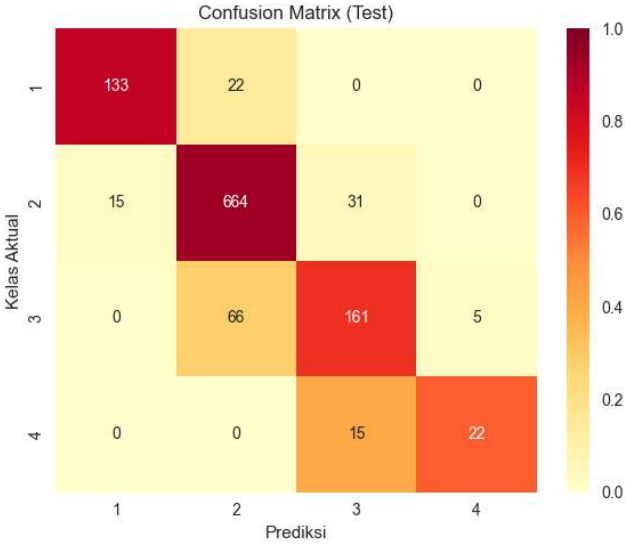
Ringkasan nilai metrik evaluasi CNN, yang meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score, disajikan pada Tabel 7.

TABEL 7
(Evaluasi Kinerja Model CNN)

Metrik	Nilai
Akurasi	0.8372
Presisi	0.85
Recall	0.84
F1-score	0.84

Nilai metrik evaluasi pada Tabel 7 menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dalam memetakan kerawanan tanah longsor secara spasial. Nilai presisi dan recall yang relatif seimbang menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga mampu mendeteksi sebagian besar area yang tergolong rawan.

Evaluasi kinerja Random Forest dilakukan menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi kuantitatif untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat kerawanan tanah longsor berdasarkan data atribut lingkungan. Visualisasi confusion matrix hasil klasifikasi Random Forest ditunjukkan pada Gambar 11.



GAMBAR 11
(*Confusion Matriks Random Forest*)

Berdasarkan Gambar 11, Random Forest mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar pada setiap kelas kerawanan. Kesalahan klasifikasi relatif kecil dan umumnya terjadi pada kelas dengan karakteristik lingkungan yang saling tumpang tindih.

Ringkasan nilai metrik evaluasi Random Forest yang meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score disajikan pada Tabel 8.

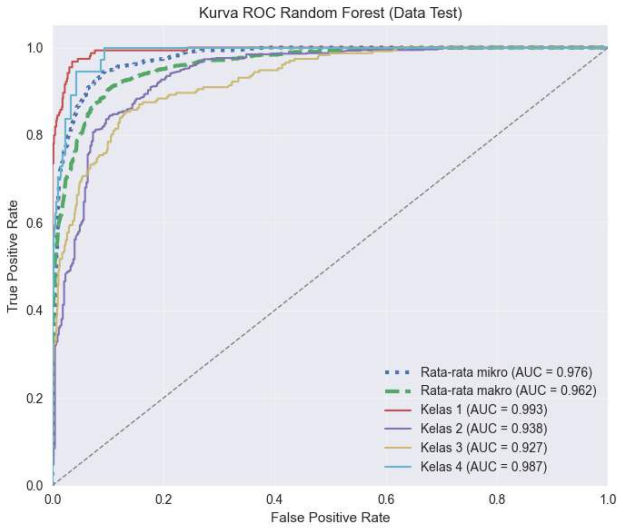
TABEL 8
(Evaluasi Kinerja Model *Random Forest*)

Metrik	Nilai
Akurasi	0.8642
Presisi	0.86
Recall	0.86
F1-score	0.86
AUC (ROC)	0.945

Nilai metrik evaluasi pada Tabel 8 menunjukkan bahwa Random Forest memiliki performa klasifikasi yang stabil dengan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall. Hal

ini mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan data secara akurat sekaligus mendeteksi kejadian tanah longsor yang relevan.

Selain itu, evaluasi kinerja Random Forest juga dilakukan menggunakan kurva Receiver Operating Characteristic (ROC) untuk menilai kemampuan model dalam membedakan antara kelas kerawanan. Kurva ROC hasil pemodelan Random Forest ditunjukkan pada Gambar 12.



GAMBAR 12
(Kurva ROC)

Berdasarkan Gambar 12, kurva ROC menunjukkan kemampuan diskriminasi kelas yang baik, ditunjukkan oleh nilai Area Under Curve (AUC) yang relatif tinggi. Hal ini menandakan bahwa Random Forest mampu membedakan antara kelas kerawanan dengan tingkat keandalan yang baik dan layak digunakan sebagai model deteksi kerawanan tanah longsor berbasis data atribut.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network efektif digunakan untuk pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis spasial melalui proses pelatihan berbasis epoch dan klasifikasi piksel, sedangkan Random Forest menunjukkan kinerja yang stabil dan andal dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan tingkat kerawanan tanah longsor berdasarkan data atribut lingkungan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, penerapan algoritma machine learning terbukti mampu mendukung analisis kerawanan tanah longsor di Kecamatan Bumiayu secara efektif melalui pendekatan yang berbeda. Convolutional Neural Network (CNN) berhasil digunakan untuk pemetaan kerawanan tanah longsor berbasis data spasial dalam bentuk raster multiband. Hasil pemetaan menunjukkan bahwa CNN mampu menghasilkan peta kerawanan yang bersifat kontinu dan detail pada skala piksel, sehingga dapat merepresentasikan distribusi kerawanan tanah longsor secara spasial tanpa bergantung pada batas administrasi. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa CNN memiliki kinerja yang baik dengan nilai akurasi sebesar 0,8372, sehingga efektif digunakan untuk analisis keruangan dan visualisasi wilayah rawan longsor.

Sementara itu, Random Forest terbukti efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kerawanan tanah longsor berbasis data atribut lingkungan yang disajikan dalam bentuk data tabular. Hasil evaluasi kinerja menunjukkan bahwa Random Forest mencapai nilai akurasi sebesar 0,864 dan nilai Area Under Curve (AUC) **sebesar** 0,945, yang mengindikasikan kemampuan diskriminasi kelas yang sangat baik. Nilai presisi dan recall yang diperoleh juga menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan tingkat kerawanan secara andal pada setiap kelas.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN lebih unggul dalam menghasilkan pemetaan kerawanan tanah longsor secara spasial dan menyeluruh, sedangkan Random Forest lebih sesuai digunakan untuk proses deteksi dan klasifikasi kerawanan berbasis data tabular dengan kebutuhan komputasi yang relatif lebih sederhana. Dengan demikian, kedua algoritma memiliki peran yang saling melengkapi dan efektif sesuai dengan tujuan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini.

.

REFERENSI

[1] M. Sari *et al.*, “Analisis Daerah Rawan Longsor Di Kabupaten Brebes Memanfaatkan Citra Landsat 8 Dengan Metode Inverse Distance Weighted (IDW),” *JIFOTECH (JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGY*, vol. 1, no. 2, 2021.

[2] K. Daerah *et al.*, “Klasifikasi Daerah Potensi Bencana Tanah Longsor Di Kabupaten Bandung Menggunakan Metode Machine Learning Random Forest,” 2024.

[3] M. Aldi, I. R. Siregar, and A. Bilqis, “Pemetaan Daerah Rawan Longsor Menggunakan Machine Learning di Kecamatan Muara Tami, Kota Jayapura, Papua,” *Jurnal Geofisika*, Sep. 2021.

[4] L. Somantri, “Alur kerja pembelajaran mesin pada pemodelan spasial kerawanan longsor,” *Majalah Geografi Indonesia*, vol. 36, no. 2, p. 95, Jun. 2022, doi: 10.22146/mgi.70636.

[5] L. Y. Irawan *et al.*, “The Use of Machine Learning for Accessing Landslide Susceptibility Class: Study Case of Kecamatan Pacet, Kabupaten Mojokerto,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, IOP Publishing Ltd, Nov. 2021. doi: 10.1088/1755-1315/884/1/012006.

[6] A. Faadhilah and H. Nugroho, “Pemetaan Daerah Rawan Longsor di Kabupaten Bandung Barat menggunakan Metode Machine Learning dengan Teknik SVM,” *Jurnal Rekayasa Hijau*, vol. 8, no. 2, pp. 185–199, Aug. 2024, doi: 10.26760/jrh.v8i2.185-199.

[7] C. Supriatna and T. N. Suharsono, “Metode Ann Untuk Prediksi Tanah Longsor Berdasarkan Curah Hujan Di Kabupaten Purwakarta,” Oct. 2024.

[8] H. Harsa *et al.*, “Machine learning and artificial intelligence models development in rainfall-induced landslide prediction,” *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 12, no. 1, pp. 262–270, Mar. 2023, doi: 10.11591/ijai.v12.i1.pp262-270.

[9] N. H. Putri, R. H. Dananjaya, and N. S. Surjandari, “Aplikasi Machine Learning Method pada Pemetaan Kerawanan Tanah Longsor di Kabupaten Karanganyar,” Jun. 2024.

[10] C. Yusuf Setyawardhana, W. Purnomo, and A. Nur Rusydi, "Perbandingan Model Machine Learning Untuk Prediksi Bencana Tanah Longsor Secara Spasial Di Kabupaten Malang," Feb. 2025. [Online]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id

[11] M. Pendekatan *et al.*, "Menuju Prediksi Kejadian Longsor Akibat Hujan Menggunakan Pendekatan Kecerdasan Buatan di Banjarnegara," 2024. [Online]. Available: http://hokusai.eorc.jaxa.jp/