

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Bencana hidrometeorologi, khususnya banjir, merupakan tantangan lingkungan dan infrastruktur yang frekuensinya terus meningkat akibat degradasi lingkungan masif (1). Data statistik kebencanaan menunjukkan bahwa perubahan fungsi lahan (deforestasi) menjadi pemicu utama peningkatan debit limpasan permukaan (*surface runoff*) yang berkontribusi langsung terhadap keparahan banjir (2). Untuk menganalisis dinamika ini secara presisi, diperlukan sistem pemantauan lingkungan prediktif berbasis data spasial (3). Integrasi teknologi *Remote Sensing* (penginderaan jauh) dan *Cloud Computing* seperti *Google Earth Engine* (GEE) menawarkan solusi komputasi skala besar (*Big Data*) untuk memproses citra satelit multispektral beresolusi tinggi (4).

Dalam kajian mitigasi bencana, pemodelan spasial tidak dapat dilakukan secara serampangan (5). Pemodelan tersebut harus merujuk pada kerangka konseptual risiko bencana yang diakui secara global dan nasional, yakni kerangka dari Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) dan Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB) (6). Pendekatan ini mendekomposisi risiko menjadi interaksi antara Bahaya (Hazard), Kerentanan (Vulnerability), dan Paparan (Exposure). Namun, tantangan komputasional terbesar saat ini adalah menentukan metode algoritmik yang paling akurat untuk memetakan indeks Bahaya (Hazard) banjir (7). Terdapat tiga pendekatan utama yang saling bersaing: Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) yang kaku dan bergantung pada bobot pakar subjektif, Geomorphic Flood Index (GFI) yang berbasis morfologi lahan namun rentan terhadap error identifikasi genangan di area urban padat, serta model probabilistik berbasis Machine Learning (8).

Penelitian ini mengusulkan arsitektur komputasi hybrid untuk mengatasi fragmentasi metode tersebut. Fase ekstraksi Land Use/Land Cover (LULC) dan deforestasi diinisiasi melalui simulasi pemodelan machine learning pada perangkat lunak QGIS (9). Proses offline ini krusial untuk menyeleksi dan memvalidasi sampel data training dan testing sebelum dieksekusi menggunakan algoritma Random Forest di lingkungan GEE (10). Peta tutupan lahan dinamis yang dihasilkan kemudian diintegrasikan dengan parameter fisik lainnya untuk menjalankan komparasi analitis antara model MCDA, GFI, dan Machine Learning dalam memprediksi zonasi bahaya banjir (11).

Lebih lanjut, validitas pemodelan kerawanan banjir tidak boleh bersandarkan pada satu metode deterministik saja, melainkan harus diuji ketangguhannya secara komparatif lintas algoritma menggunakan metrik evaluasi Confusion Matrix (Overall Accuracy dan Kappa Coefficient). Pengujian metrik ini krusial untuk membuktikan keandalan dan presisi pemetaan klasifikasi bahaya secara kuantitatif guna mengeliminasi bias over-prediction maupun titik buta algoritmik dari masing-masing model. Setelah model prediktif dengan tingkat akurasi paling optimal teridentifikasi, luaran spasial indeks bahaya (Hazard) tersebut ditumpangtindihkan dengan peta perkembangan deforestasi (Exposure) untuk menghasilkan analisis tingkat paparan risiko bencana sesuai pedoman metodologis BNPB dan IPCC.

Sebagai kontribusi utama dalam disiplin Teknik Informatika, analisis geokomputasi ini melampaui produksi peta raster statis dengan mengintegrasikan alur arsitektur data ke dalam arsitektur Dashboard WebGIS yang interaktif (12). Pemanfaatan antarmuka pemrograman aplikasi (API) pada platform Google Earth Engine memungkinkan sinkronisasi antara backend algoritma Machine Learning dengan frontend visualisasi spasial secara real-time (13). Sistem ini dirancang untuk memfasilitasi diseminasi informasi risiko bencana secara efisien, sehingga kompleksitas komputasi awan dapat diakses oleh pemangku kebijakan tanpa hambatan teknis perangkat keras (14). Melalui fitur layouting dan simbolisasi kartografis yang presisi, luaran penelitian ini dioptimalkan untuk menjadi instrumen komunikasi data yang kredibel bagi otoritas mitigasi bencana (15). Implementasi rekayasa sistem ini secara substansial mentransformasikan hasil evaluasi algoritma menjadi sebuah Decision Support System (DSS) fungsional yang mendukung pengambilan keputusan strategis berbasis data spasial temporal.

1.2. Rumusan Masalah

1. Bagaimana kinerja arsitektur *hybrid* (simulasi QGIS dan komputasi awan GEE) menggunakan algoritma *Random Forest* dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan deforestasi secara spasial-temporal?
2. Bagaimana perbandingan akurasi, sensitivitas, dan potensi *error* antara model prediksi bahaya banjir berbasis MCDA, GFI, dan *Machine Learning*?

3. Sejauh mana tingkat akurasi pemodelan *Machine Learning* ketika dievaluasi dan dibandingkan menggunakan parameter matriks konfusi (*Overall Accuracy* dan *Kappa Coefficient*)?
4. Bagaimana hasil analisis dampak spasial tingkat paparan (*exposure*) infrastruktur terhadap risiko banjir berdasarkan kerangka analitis BNPB dan IPCC?
5. Bagaimana proses perancangan dan transformasi luaran algoritma komputasi menjadi *Decision Support System* (DSS) berbasis *Dashboard* WebGIS interaktif?

1.3. Tujuan dan Manfaat

1.3.1. Tujuan Penelitian

1. Menganalisis alur eksekusi algoritma *Random Forest* dari simulasi penentuan sampel *training/testing* di QGIS hingga pemrosesan klasifikasi LULC.
2. Mengevaluasi secara komparatif kelemahan (potensi *error*) dan keunggulan model MCDA, GFI, serta *Machine Learning* dalam ekstraksi zonasi bahaya banjir.
3. Membuktikan tingkat keandalan dan presisi algoritma pemetaan melalui ekstraksi metrik evaluasi *Confusion Matrix* (*Overall Accuracy* dan *Kappa Coefficient*).
4. Menghasilkan analisis dampak paparan (*exposure*) risiko bencana akibat konversi lahan vegetatif sesuai pedoman metodologis BNPB/IPCC.
5. Membangun dan mengimplementasikan *Dashboard* WebGIS sebagai instrumen tata letak, visualisasi spasial, dan komunikasi data berbasis *Decision Support System* (DSS).

1.3.2. Manfaat Penelitian

1. Manfaat Teoretis: Memperkaya literatur komputasi geospasial melalui komparasi algoritma deterministik, morfologis, dan stokastik
2. Manfaat Praktis: Menghasilkan *Dashboard* WebGIS fungsional bagi otoritas tata ruang untuk mengekstraksi data mitigasi tanpa limitasi hardware tingkat tinggi.

1.4. Batasan Masalah

Agar penelitian terfokus pada aspek komputasi dan analisis spasial, penulis menetapkan batasan sebagai berikut:

1. Lingkup Wilayah & Data: Ekstraksi data citra multispektral murni menggunakan Landsat 9 Level-2 (*Surface Reflectance*), data hidrometeorologi CHIRPS (2015-2025), dan topografi SRTM/DEMNAS difokuskan pada wilayah studi dengan analisis temporal deforestasi.
2. Metodologi Klasifikasi: Validasi *dataset* (sampel *training* dan *testing*) disimulasikan secara luring di QGIS, dilanjutkan dengan eksekusi klasifikasi masif menggunakan algoritma *Random Forest* pada platform *Google Earth Engine* (GEE).
3. Komparasi Pemodelan Banjir: Komparasi algoritma dibatasi pada tiga metode: *Multi-Criteria Decision Analysis* (MCDA), *Geomorphic Flood Index* (GFI), dan *Machine Learning*.
4. Analisis Risiko & Uji Validasi: Analisis dampak risiko bencana mengadopsi standar baku BNPB/IPCC.
5. Luaran Sistem: Peta tematik diubah ke dalam bentuk laporan visual dan disajikan terintegrasi melalui modul *Dashboard WebGIS*.

1.5. Keterbaruan

Penelitian mengenai pemetaan risiko banjir telah berkembang pesat, namun umumnya masih terfragmentasi antara pendekatan analisis kriteria multivariabel, pendekatan morfologis fisik, dan pemodelan prediktif berbasis algoritma.

Sebagai tinjauan utama, penelitian komparatif yang dilakukan oleh Rashid et al. (2026) dalam jurnal *Water* membandingkan metode *Multi-Criteria Decision Analysis* (MCDA-AHP) dengan berbagai algoritma *Machine Learning* (termasuk *Random Forest* dan *Support Vector Machine*) (16). Penelitian tersebut membuktikan bahwa pendekatan *Machine Learning* memiliki performa prediktif yang jauh lebih kuat dan akurat dibandingkan dengan MCDA. Namun, limitasi utama dari studi struktural semacam ini adalah penggunaan variabel *Land Use/Land Cover* (LULC) yang bersifat statis pada satu tahun waktu saja, sehingga model tersebut gagal menangkap efek dinamika perubahan bentang alam (deforestasi) terhadap probabilitas banjir.

Terkait dengan integrasi perubahan lingkungan, penelitian oleh Vu et al. (2023) dalam jurnal *Water Practice and Technology* telah menutupi celah tersebut dengan mengevaluasi dampak langsung dari dinamika perubahan tutupan lahan (ekspansi area urban dan hilangnya vegetasi) terhadap eskalasi kerentanan banjir menggunakan *Random Forest* (17). Walaupun algoritma ini berhasil beradaptasi dengan perubahan spasial-temporal, studi tersebut tidak membandingkan kapabilitas *Machine Learning* dengan model berbasis topologi seperti *Geomorphic Flood Index* (GFI) untuk mengukur ketahanan model pada wilayah yang minim data historis kebencanaan. Secara teknis, evaluasi komparatif algoritma membuktikan bahwa arsitektur ansambel seperti *Random Forest* lebih adaptif dan stabil dalam memproses variabel prediktor hidrometeorologis berdimensi tinggi, sehingga mampu mengklasifikasikan kerawanan secara presisi dibandingkan pemodelan spasial tradisional lainnya (18).

Di sisi lain, implementasi metode murni morfologis di Indonesia telah diuji oleh Abuhanifah et al. (2023) yang memetakan risiko banjir menggunakan indeks GFI murni berbasis relasi elevasi pada Digital Elevation Model (DEM) (19). Meski efisien secara komputasional, literatur hidrologi terbaru oleh Suhardiman et al. (2024) membuktikan bahwa algoritma GFI konvensional memiliki titik buta algoritmik yang fatal: model ini mengabaikan parameter tutupan lahan dan presipitasi curah hujan, sehingga tidak mampu mendeteksi luapan banjir genangan lokal (*pluvial*) yang lazim terjadi di area urban berdensitas tinggi akibat perubahan tata guna lahan (20).

Berdasarkan tinjauan empiris dari literatur terdahulu tersebut, keterbaruan (*novelty*) yang ditawarkan dalam penelitian ini adalah:

1. Komparasi Multi-Model secara *Head-to-Head*: Mengkomparasikan tingkat keandalan dari tiga kerangka kerja: model deterministik (MCDA), model morfologis (GFI), dan model stokastik probabilistik (*Machine Learning*).
2. Arsitektur Hibrida dan Variabel Dinamis: Menggunakan dinamika *time-series* ekstraksi deforestasi (2021–2025) sebagai variabel input *Machine Learning*.
3. Evaluasi Metrik Komparatif: Mengevaluasi algoritma menggunakan matriks konfusi konvensional (*Overall Accuracy* dan *Kappa Coefficient*) untuk mengeliminasi bias deterministik secara terukur.
4. Transformasi Menuju Sistem Pendukung Keputusan (DSS): Menjembatani celah luaran saintifik dengan rekayasa antarmuka *Dashboard WebGIS*.