

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hutan merupakan ekosistem yang memberikan manfaat bagi makhluk hidup berupa sumber daya alam yang dimilikinya dan mempunyai peran vital dalam menjaga kelestarian kehidupan di bumi. Menurut Undang-Undang Pokok Kehutanan Nomor 41 Tahun 1999 tentang Kehutanan, hutan adalah satu kesatuan ekosistem berupa hamparan lahan berisi sumber daya alam hayati yang didominasi pepohonan dalam alam lingkungannya, yang satu dan yang lainnya tidak dapat dipisahkan. Hutan umum diklasifikasikan berdasarkan zona iklim geografisnya. Klasifikasi ini didasarkan pada posisi lintang bumi, suhu, dan curah hujan yang memetakan distribusi vegetasi global, dibagi menjadi lima bioma hutan utama yaitu hutan tropis (*tropical*), hutan kering atau *arid*, hutan ugahari (*temperate*), hutan dingin atau boreal, serta hutan kutub atau *polar* (Beck *et al.*, 2023). Pembagian zona ini menegaskan bahwa faktor iklim memegang peranan penting dalam membentuk karakteristik dan jenis tutupan hutan di berbagai belahan dunia.

Bioma hutan tropis diakui sebagai bioma darat dengan tingkat keanekaragaman hayati tertinggi, menampung sekitar dua pertiga dari seluruh spesies darat di bumi. Bioma ini menjadi habitat krusial bagi berbagai taksonomi, mulai dari jutaan spesies serangga hingga mamalia yang hidup dan menggantungkan keberlangsungannya pada hutan tropis (Brandon, 2014). Dari kategori hutan tropis tersebut, salah satu sub-tipe hutan yang paling penting dan dikenal luas adalah hutan hujan tropis (*rainforest*). Hutan ini memiliki karakteristik curah hujan yang sangat tinggi sepanjang tahun dibandingkan hutan tropis lainnya

karena hampir semua wilayah hutan hujan tropis berada di wilayah Garis Khatulistiwa yang menerima cahaya sepanjang tahun. Meskipun mencakup kurang dari 7% permukaan daratan bumi, hutan hujan menampung sekitar separuh dari seluruh spesies di bumi. Hutan ini memegang peranan krusial secara ekologis, ekonomi, dan budaya terkait isu keamanan pangan global, perubahan iklim, dan kesehatan manusia (Gallery, 2014).

Hutan global mencakup sekitar 32% dari total luas daratan, atau sekitar 4,14 miliar hektar, dan menyimpan lebih dari 80% keanekaragaman hayati darat dunia. Hutan hujan tropis merupakan bioma vital yang memiliki karakteristik unik dibandingkan tipe hutan lainnya (FAO, 2025). Laporan dari *Rainforest Foundation Norway* oleh Krogh (2021) menyebutkan hutan hujan tropis pada tahun 2019 menutupi area seluas 953 juta hektar, yang setara dengan hanya 6,5% dari total luas daratan di Bumi yang menyimpan lebih dari 50% keanekaragaman hayati dunia dan menyimpan cadangan karbon lebih besar dibandingkan bioma lainnya. Hutan menyediakan kebutuhan energi primer bagi lebih dari 2 miliar orang di seluruh dunia serta hutan menyediakan sekitar 13,2 juta pekerjaan dalam industri kehutanan global. Hutan juga berperan dalam menjaga kualitas udara, air tawar, dan tanah yang menjadi aspek penting bagi manusia, serta mengatur iklim, mengendalikan hama, dan mengurangi dampak bencana alam (IPBES, 2019). Namun, ancaman terhadap keberadaan hutan semakin meningkat, salah satunya akibat deforestasi.

Deforestasi menjadi ancaman terbesar terhadap keberlanjutan ekosistem hutan saat ini, isu krusial yang ditandai dengan alih fungsi lahan hutan secara masif demi kepentingan industri dan pertanian. Laju deforestasi global menunjukkan tren penurunan dalam beberapa dekade terakhir, meskipun angka kehilangan hutan

masih tergolong tinggi. Laporan *Global Forest Resources Assessment 2025* oleh FAO menjelaskan bahwa dunia telah kehilangan sekitar 489 juta hektar hutan sejak tahun 1990 akibat deforestasi. Walau laju deforestasi pada 1990–2000 terjadi seluas 17,6 juta ha/tahun, menurun menjadi 13,6 ha/tahun pada tahun 2000–2010 lalu menurun lagi menjadi 10,9 juta ha/tahun pada periode 2015–2025. Lebih lanjut, angka laju ekspansi hutan (penambahan hutan baru) juga ikut menurun dari 9,88 juta ha/tahun pada tahun 2000–2015 menjadi 6,78 juta ha/tahun dalam dekade terakhir ini. Sehingga angka deforestasi ini perlu mengecil serta angka laju ekspansi hutan perlu meningkat dengan diikuti dengan penghutanan atau *afforestation* yakni kegiatan pembentukan hutan pada wilayah non-hutan. Hal yang serupa terjadi pada hutan hujan tropis yang menunjukkan perubahan yang perlu dicegah, seperti yang terjadi antara periode tahun 2002 hingga 2019, dunia kehilangan hutan hujan tropis seluas 585.118 km^2 (Krogh, 2021).

Deforestasi terus terjadi akibat dinamika masyarakat yang beragam seperti ekspansi pertanian, pembangunan infrastruktur, hingga aktivitas pembabatan sumber daya alam yang didorong oleh permintaan pasar global maupun domestik. Meskipun berbagai upaya konservasi seperti kebijakan moratorium dan penetapan kawasan lindung telah diterapkan, efektivitasnya sering kali terhambat oleh lemahnya pengawasan dan penegakan hukum di lapangan (Pacheco *et al.*, 2021). Situasi ini memerlukan metode pemantauan yang mampu menjangkau area luas secara konsisten, sehingga teknologi penginderaan jauh berbasis satelit kini menjadi solusi yang tepat untuk melacak perubahan tutupan hutan berbasis citra satelit.

Era teknologi saat ini memberikan kesempatan untuk meningkatkan pemeliharaan perkembangan dan pemantauan deforestasi dengan cara

memanfaatkan kemajuan inovasi melalui kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence* atau AI). *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan sebuah algoritma dari AI yang dirancang menganalisis gambar visual. Algoritma ini bekerja dengan cara mengekstraksi dan memproses lapisan-lapisan fitur dari *raw data*, sehingga mampu menemukan pola hierarkis dalam data. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya untuk memproses data visual secara objektif tanpa dipengaruhi oleh bias atau asumsi sebelumnya, yang menjadikannya alat yang sangat efektif untuk menganalisis data tidak terstruktur seperti citra satelit (Sarmadi *et al.*, 2024). Oleh karena itu, kinerja CNN mampu dalam mengatasi keterhubungan dan mengekstrak fitur-fitur dalam gambar.

Salah satu arsitektur CNN yang dapat menjadi solusi untuk klasifikasi gambar adalah MobileNetV2. MobileNetV2 dikenalkan Google sebagai solusi efisien untuk masalah *computing resource*. Arsitektur ini memanfaatkan teknik *depthwise separable convolution* yang mampu memangkas jumlah parameter dan beban komputasi secara signifikan serta menghemat waktu pemrosesan analisis sehingga mempunyai kelebihan yang substansial. Struktur efisiensi ini kemudian menjadi landasan pengembangan MobileNetV2, yang dirancang untuk menangkap fitur informasi lebih baik dan meminimalkan *information loss* (Howard *et al.*, 2017).

Algoritma optimasi AMSGrad diterapkan pada pelatihan model CNN ini untuk meningkatkan performa dan menghasilkan model yang akurat. Sebagai varian dari Adam, algoritma ini terbukti memiliki konvergensi yang lebih stabil. AMSGrad merupakan metode optimasi stokastik gradien yang secara adaptif ditujukan untuk melakukan evaluasi masalah penurunan *learning rate* yang terlalu

cepat dalam membangun model pada *machine learning*. Metode AMSGrad menggunakan estimasi momen kedua yang lebih konservatif sehingga menjaga kestabilan konvergensi. Hal ini menjadikan optimasi AMSGrad sebagai pilihan yang tepat untuk meningkatkan efektivitas dan akurasi model CNN (Reddi *et al.*, 2018).

Beberapa penelitian yang menggunakan metode CNN antara lain diteliti oleh Ichsan (2024) yang membahas mengenai implementasi algoritma CNN menggunakan citra satelit PlanetScope NICFI untuk mendeteksi perubahan deforestasi di Indonesia terkhusus di Provinsi Riau dan Jambi pada tahun 2021. Penelitian ini membandingkan kinerja model CNN dengan arsitektur U-Net dengan metode *Random Forest* (RF) dalam menentukan model terbaik. Hasil dari penelitian menyimpulkan bahwa dalam pemetaan deforestasi dengan tingkat akurasi yang signifikan, metode CNN dengan arsitektur U-Net mampu memberikan kinerja yang lebih unggul yang menghasilkan akurasi lebih tinggi dengan nilai *Intersection over Union* (IoU) sebesar 73,95%, jauh mengungguli RF yang hasil klasifikasinya sebesar 61,87% dan masih mengandung banyak gangguan (*noise*) termasuk proses waktu CNN dengan U-net memiliki waktu penerapan yang lebih singkat yaitu 12 menit 47 detik dibandingkan RF yang membutuhkan 45 menit 29 detik, sehingga CNN ditetapkan sebagai model pemetaan yang lebih efisien.

Penelitian lain oleh Zaid *et al.* (2025) mengevaluasi kinerja model *Deep Learning* untuk membedakan objek seperti hutan, lahan pertanian, dan pegunungan. Menggunakan *dataset* gabungan sebanyak 10.400 citra, penelitian ini membandingkan model CNN konvensional, VGG16, dan MobileNetV2. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* menggunakan MobileNetV2

mencapai akurasi tertinggi sebesar 96% dengan *test loss* terendah 0,119. Performa ini mengungguli VGG16 (90%) dan model CNN dasar (87%), membuktikan bahwa MobileNetV2 sangat efektif dalam menyeimbangkan presisi tinggi dengan efisiensi komputasi serta objek citra lingkup luas seperti citra satelit.

Penelitian terkait selanjutnya dilakukan oleh Putri & Tinaliah (2025) yang menerapkan metode *Deep Learning* untuk mengklasifikasikan varietas kelapa sawit jenis Tenera dan Dura menggunakan arsitektur ResNet-50. Dalam studi ini, dilakukan analisis komparatif untuk mengevaluasi kinerja tiga algoritma optimasi yang berbeda, yaitu Adam, RMSprop, dan AMSGrad. Penggunaan optimasi AMSGrad terbukti lebih unggul dibandingkan dua metode lainnya dengan AMSGrad mencatat nilai akurasi *training* sempurna 100% dan akurasi validasi mencapai 90%, Adam memperoleh nilai akurasi validasi 70% dan RMSprop mencapai nilai akurasi validasi 80%. Temuan ini menegaskan bahwa AMSGrad lebih efektif dalam menjaga stabilitas konvergensi dan generalisasi model dibandingkan varian optimasi standar lainnya pada kasus klasifikasi tersebut.

Penerapan AMSGrad dibuktikan dari penelitian oleh Aurany (2024) yang menganalisis metode CNN dengan optimasi AMSGrad pada kualitas jalan beton. Terbukti dengan *dataset* sebanyak 1000 citra jalan, CNN dengan optimasi AMSGrad bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan model keretakan jalan pada wilayah Nigeria dan Tiongkok. Hal ini dibuktikan dengan nilai akurasi pada model yang menggunakan optimasi AMSGrad yaitu 99,5% sedangkan pada model yang menggunakan optimasi Adam memiliki nilai optimasi 98,5%. Walau memiliki selisih nilai akurasi yang kecil, perbedaan ini menjadi signifikan apabila

dibandingkan melalui proses dan beban yang dikerjakan ketika menggunakan optimasi Adam.

Uraian di atas memberikan inspirasi kepada penulis untuk mengkaji model deforestasi menggunakan metode CNN MobileNetV2 dengan optimasi AMSGrad yang digunakan pada penelitian ini. Penelitian ini berjudul “Penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2 dengan Optimasi AMSGrad pada Klasifikasi Area Deforestasi”.

1.2 Rumusan Masalah

Latar belakang yang telah disusun dapat merumuskan masalah yang dibahas dalam penelitian ini yakni:

1. Bagaimana membangun arsitektur model CNN MobileNetV2 dengan optimasi AMSGrad yang cocok dalam klasifikasi area deforestasi berdasarkan citra satelit?
2. Bagaimana implementasi algoritma optimasi AMSGrad pada *hyperparameter* model CNN MobileNetV2 dalam meningkatkan akurasi model untuk klasifikasi area deforestasi?
3. Bagaimana hasil kinerja yang dihasilkan dari klasifikasi area deforestasi menggunakan metode CNN MobileNetV2 yang telah dioptimasi dengan AMSGrad?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini diberi batasan pada pengembangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2 dengan optimasi AMSGrad untuk klasifikasi citra satelit. Data yang digunakan adalah data sekunder dari Dehghani (2024) yang bersumber dari citra satelit *Google Earth* wilayah Amerika Selatan. Klasifikasi

dibagi menjadi dua kategori yaitu kelas 1 (deforestasi) dan kelas 0 (non-deforestasi), yang didasarkan pada deteksi visual hilangnya fisik tutupan lahan (*tree cover loss*).

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini antara lain:

1. Mengembangkan sebuah arsitektur CNN MobileNetV2 dengan optimasi AMSGrad untuk klasifikasi area deforestasi.
2. Mengimplementasikan optimasi AMSGrad pada *hyperparameter* model CNN MobileNetV2 untuk meningkatkan efektivitas model klasifikasi.
3. Mengevaluasi kinerja dari metode CNN MobileNetV2 yang telah dioptimasi dengan AMSGrad dalam klasifikasi area deforestasi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Hutan Hujan Tropis (*Rainforest*)

Food and Agriculture Organization atau FAO (2023) mendefinisikan hutan sebagai lahan yang membentang lebih dari 0,5 hektar dengan pohon lebih tinggi dari 5 meter dan tutupan kanopi menutupi lebih dari 10% luas area hutan. Tutupan kanopi (*Canopy Cover*) merujuk pada persentase ukuran kepadatan pohon di suatu areal dan permukaan tanahnya ditutupi oleh proyeksi vertikal dari tajuk pohon. Menurut *Forest Resources Assessment* oleh FAO (2025), area yang didefinisikan sebagai hutan mencakup:

1. Area pepohonan muda yang belum mencapai ketinggian 5 meter tetapi diharapkan mampu mencapai ketinggian 5 meter.
2. Area yang pohonnya ditebang habis atau sementara tidak ditumbuhi pohon sebagai bagian dari praktik pengelolaan hutan (seperti Hutan Tanaman Industri) atau habis karena efek bencana alam, dengan syarat diperkirakan akan beregenerasi (tumbuh kembali) dalam waktu 5 tahun.
3. Infrastruktur yang merupakan bagian dari hutan seperti jalan hutan, sekat bakar (*firebreaks*), dan area terbuka kecil lainnya.
4. Jalur pohon (koridor) atau penahan angin (*windbreaks*) dengan luas lebih dari 0,5 ha dan lebar lebih dari 20 meter.
5. Hutan nasional, cagar alam, dan kawasan hutan lindung lainnya yang memiliki kepentingan lingkungan, ilmiah, sejarah, budaya, serta spiritual tertentu.