

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Kelapa sawit adalah tanaman sumber daya alam sektor perkebunan yang berharga di Indonesia, dengan prospek pertumbuhan masa depan yang menjanjikan. Setelah kopi dan karet, sumber daya alam kelapa sawit baik bahan baku maupun produk olahan, merupakan sumber devisa non migas ketiga terbesar di Indonesia. Minyak yang dihasilkan oleh buah sawit memiliki sejumlah keunggulan, antara lain kadar kolestrol yang rendah. Minyak kelapa sawit, yang dikenal juga sebagai *Elaeis guineensis jacq*, merupakan sumber minyak nabati yang handal (Rosmegawati, 2016). Produk ini, selain digunakan untuk tujuan komersial dalam produksi makanan seperti margarin, juga berperan penting dalam industri sabun, lilin, dan kosmetik. Indonesia, sebagai produsen kedua terbesar minyak kelapa sawit di dunia setelah Malaysia, memegang peran penting dalam produksi global produk ini. Penyebaran produksi kelapa sawit di Indonesia meliputi berbagai daerah, termasuk Aceh, Pantai Timur Sumatera, Jawa, dan Sulawesi. (Sulardi, 2022).

Setiap tahunnya, Peningkatan yang signifikan terus terjadi pada produksi minyak kelapa sawit di Indonesia, dengan rata-rata kenaikan sekitar 0,55 juta ton CPO per tahun. Upaya untuk mengembangkan industri sawit harus disinergikan dengan upaya perwujudan kedaulatan energi di Indonesia. Melimpahnya produksi minyak sawit mentah ini merupakan peluang sekaligus tantangan untuk menciptakan kemandirian dan ketahanan energi Indonesia (Alatas, 2015). Berdasarkan statistik yang tersedia dari Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian Republik Indonesia pada 2018, telah diproduksi sejumlah 46,68 juta ton minyak sawit terdiri dari *Crude Palm Oil* (CPO) sebanyak 40,57 juta ton, dan *Palm Kernel Oil* (PKO) sebanyak 8,11 juta ton. Hasil ini didapatkan dari beberapa perkebunan seperti Perkebunan Besar Swasta sebesar 60%. Perkebunan Besar Negara sebesar 5% dan Perkebunan Rakyat sebesar 35% (Kementerian Koordinator Bidang Perekonomian Republik Indonesia, 2021). Gambar 1.1

menggambarkan distribusi produksi kelapa sawit di Indonesia. Industri perkebunan kelapa sawit ini memfasilitasi lapangan pekerjaan dan menjadi sumber pendapatan utama bagi sekitar 5,30 juta kepala keluarga yang berprofesi sebagai petani. Selain itu, industri ini juga berperan penting dalam perekonomian nasional dengan kontribusi devisa sebesar US\$ 20,2 miliar (Direktorat Statistik Tanaman Pangan, Hortikultura, 2021).



Gambar 1.1 Sebaran Luas Areal Kelapa Sawit di Indonesia

Sumber: (Direktorat Statistik Tanaman Pangan, Hortikultura, 2021)

Dengan tingginya jumlah produksi yang tercatat, dan variasi produk turunan dari tanaman kelapa sawit, Berdasarkan bukti empiris, kelapa sawit telah mendapatkan status sebagai salah satu komoditas internasional yang paling dicari. Prediksi menunjukkan bahwa permintaan akan komoditas ini akan terus bertumbuh, yang mengindikasikan bahwa para petani kelapa sawit harus mencari strategi yang lebih efisien dalam mengelola produksi Tandan Buah Segar (TBS) mereka.

Hadirnya tantangan signifikan dalam industri kelapa sawit adalah proses penyortiran kematangan yang masih berlangsung secara manual, baik yang dilakukan oleh petani maupun petugas penyortiran di pabrik. Pendekatan ini tidak hanya memakan waktu yang cukup lama, tetapi juga kurang efektif dalam hal efisiensi. Terkadang, penyortir pada perusahaan tersebut terbatas aksesnya terhadap sistem klasifikasi yang dapat diandalkan. Dimana faktor cuaca sangat mempengaruhi dalam penyortiran buah sawit tersebut. Dikarenakan cuaca yang mendung mengakibatkan penglihatan penyortir terganggu begitu juga di malam hari penyortir sulit membedakan mana buah yang matang dan yang tidak matang.

Aspek prinsip kematangan di tiap–tiap penyortir berbeda sehingga menghasilkan kesalahan dalam klasifikasi buah sawit tersebut.

Penurunan kualitas CPO di Indonesia dapat ditelusuri kembali ke kesalahan dalam proses deteksi, yang berujung pada kandungan Asam Lemak Bebas (ALB) yang tinggi. Optimalisasi penanganan panen buah kelapa sawit menjadi kunci untuk meningkatkan mutu CPO. Idealnya, buah kelapa sawit dipanen dalam kondisi yang tepat; penanganan yang terlambat dapat menghasilkan kandungan ALB di atas 5%, sedangkan panen prematur akan menghasilkan tingkat ALB dan rendemen minyak yang rendah. (Sabri et al., 2017). Untuk mengatasi masalah ini, banyak penelitian dilakukan, termasuk upaya menyederhanakan proses penilaian kematangan dengan menggunakan teknologi *Artificial Intelligence (AI)*.

Dalam klasifikasi kematangan buah kelapa sawit, berbagai teknik telah digunakan, termasuk pengolahan citra, *machine learning*, dan *deep learning*, yang bertujuan untuk mencapai tingkat akurasi yang tinggi menggunakan data gambar. Contoh dalam penelitian oleh M. Pura pada tahun 2018 untuk mengidentifikasi klasifikasi kematangan buah menggunakan *deep learning* (Pura, 2018). Ada juga penelitian yang dilakukan oleh Saputra dan Oktaviyani pada tahun 2023 dimana penelitian tersebut untuk mengidentifikasi kematangan buah sawit menggunakan Algoritma K-NN (Saputra & Oktaviyani, 2023). Selain itu, *machine learning* dengan menggunakan *Multi-Layer Perceptron (MLP)* juga telah berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan gambar TBS kelapa sawit yang diambil dengan menggunakan kamera spektral. Meskipun teknik-teknik ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi, namun penggunaannya memerlukan kamera spektral untuk setiap pengambilan gambar kelapa sawit dan serangkaian proses pra-pemrosesan yang rumit, seperti penghapusan latar belakang, diskriminasi piksel, dan pengurangan *noise* (Bensaeed et al., 2014). Penelitian lainnya juga telah mengusulkan pendekatan lain, seperti penggunaan Penerapan metode klasifikasi algoritma K-NN pada data citra buah kelapa sawit telah dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui perangkat lunak *Google Colab*. Metode ini memanfaatkan teknik ekstraksi fitur RGB dan GLCM untuk mengolah data tersebut. (Kurniawan & Nurahman, 2023). Selain itu, penelitian

tentang kematangan buah sawit menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) telah digunakan dengan fitur warna RGB dan abu-abu untuk tujuan yang sama (Putra, 2022).

Meskipun demikian, terdapat beberapa kelemahan yang terkait dengan penggunaan *machine learning*. Salah satunya adalah kebutuhan untuk melakukan proses ekstraksi fitur di luar model, yang berarti peneliti harus secara manual mengidentifikasi fitur-fitur klasifikasi yang penting dan mengembangkan program khusus untuk mengekstraksi fitur tersebut. Proses ini dapat memakan waktu yang cukup lama karena kompleksitas fitur-fitur yang harus dipertimbangkan, seperti gradasi warna pada buah, duri, dan bentuk TBS pada kelapa sawit. Oleh karena itu, *deep learning* menjadi lebih efisien dalam kasus ini. Sebagai bukti, penelitian menunjukkan bahwa metode *deep learning* berhasil mengungguli metode *machine learning* dalam mengklasifikasikan TBS kelapa sawit (Ibrahim et al., 2018). Namun, kelemahan lain dari penelitian sebelumnya dalam topik ini adalah ketergantungan pada perangkat berbasis teknologi tinggi, seperti kamera spektral, yang tidak selalu tersedia bagi petani kelapa sawit. Selain itu, program ekstraksi fitur eksternal juga dapat membutuhkan waktu yang cukup lama untuk menghasilkan *output* yang diinginkan. Oleh karena itu, penelitian ini memperluas cakupan metode yang diusulkan dengan menggunakan perangkat seluler sederhana yang umumnya tersedia, seperti *smartphone*, yang tidak hanya mudah digunakan dan tersedia di mana-mana, tetapi juga mampu menjalankan tugas berbasis visi komputer secara efektif.

Seperti *machine learning*, *deep learning* memanfaatkan konsep pembelajaran representasi yang memungkinkan model untuk menggunakan data mentah dalam berbagai tugas, termasuk klasifikasi. Dalam *deep learning*, model secara otomatis mengekstrak fitur-fitur penting dari data masukan untuk membentuk representasi abstrak yang lebih tinggi. Metode ini menggunakan teknik konvolusi dan pengumpulan untuk mengekstrak fitur-fitur tersebut, yang kemudian dimasukkan ke dalam jaringan saraf. Arsitektur yang umum digunakan untuk ini disebut *Convolutional Neural Network* (CNN) (Lecun et al., 2015). Untuk tugas klasifikasi berbasis visi komputer pada perangkat seluler, pendekatan ini lebih praktis karena tidak memerlukan tahap prapemrosesan data yang rumit.

Penelitian terdahulu dengan menggunakan CNN telah berhasil mengembangkan model klasifikasi yang efektif untuk aplikasi *mobile* dengan menerima input *real-time*, seperti dalam pengenalan ikan air tawar (Suharto et al., 2020) dan identifikasi penyakit tanaman (Syamsuri & Kusuma*, 2019).

Deep learning telah menjadi fokus dalam beberapa penelitian sebelumnya terkait dengan klasifikasi kematangan TBS kelapa sawit. Beberapa arsitektur CNN, seperti *AlexNet* (Ibrahim et al., 2018), *ResNet-152* (Harsawardana et al., 2020), dan *DenseNet* (Herman et al., 2021), telah diujikan dan diimplementasikan dalam kasus ini. Sebagai contoh, penelitian menggunakan metode *AlexNet* mencapai akurasi 100% pada set data pengujian yang telah dilakukan oleh peneliti tersebut (Ibrahim et al., 2018). Penelitian lainnya menggunakan metode telah melaporkan hasil yang signifikan dengan menggunakan arsitektur CNN yang berbeda. Meskipun demikian, *machine learning* yang kompleks tersebut mungkin tidak cocok untuk digunakan pada perangkat sederhana dengan sumber daya komputasi terbatas, seperti *smartphone*. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada pengembangan CNN yang lebih ringan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi kematangan TBS kelapa sawit tanpa mengorbankan efisiensi komputasi.

MobileNet merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang ringan dan terkenal yang telah digunakan dalam berbagai penelitian yang melibatkan *deep learning*. *MobileNet* pertama kali diperkenalkan pada tahun 2017 sebagai sebuah CNN yang dirancang khusus untuk aplikasi seluler, dengan sekitar 4,2 juta parameter. Versi *MobileNet* ini, dikenal sebagai, telah memberikan hasil yang sangat baik dalam berbagai aplikasi (Howard et al., 2017). Pada tahun 2018, versi yang lebih baru dari *MobileNet*, yaitu *MobileNetV2*, diperkenalkan dengan penggunaan blok *bottleneck* yang mengurangi jumlah parameter menjadi sekitar 3,4 juta, serta biaya komputasi yang lebih rendah. *MobileNetV2* telah banyak diadopsi dalam berbagai bidang seperti pengenalan bahasa isyarat *American Sign Language* (ASL) dan pengenalan sidik jari (Sandler et al., 2018). Penelitian menggunakan untuk mendeteksi kematangan buah sawit juga telah dilakukan menggunakan metode dengan nilai akurasi 0,811 (Suharjito et al., 2021). Berdasarkan uraian diatas, maka penulis mengajukan penelitian dengan

judul “Sistem Deteksi Kematangan Buah Sawit Dengan Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)”. Diharapkan penelitian ini dapat membantu pelajar maupun peneliti untuk mendapatkan hasil ringkasan artikel yang baik dan akurat.

1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disusun, kita dapat mengidentifikasi masalah yang menjadi fokus dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Proses penyortiran kematangan buah kelapa sawit masih dilakukan secara manual, yang memakan waktu dan kurang efisien.
2. Faktor cuaca mempengaruhi proses penyortiran, dengan cuaca mendung atau malam hari menyebabkan kesulitan dalam membedakan kematangan buah sawit.
3. Setiap penyortir mungkin memiliki aspek prinsip kematangan yang berbeda, menghasilkan kesalahan dalam klasifikasi buah sawit dan tidak akurat.
4. Kesalahan dalam deteksi kematangan buah sawit dapat mengakibatkan penurunan kualitas *Crude Palm Oil* (CPO), terutama dalam hal kandungan asam lemak bebas (ALB) yang tinggi.

1.3 Ruang Lingkup

Fokus penelitian yaitu Sistem Deteksi Kematangan Buah Sawit Dengan Menggunakan Arsitektur Mobilenet dan Algoritma CNN. Subjek penelitian ini adalah Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit. Untuk lokasi penelitian yaitu di PT. Samukti Karya Lestari, Lingkungan I Muara Ampolu, Kecamatan Muara Batang Toru, Kabupaten Tapanuli Selatan, Provinsi Sumatera Utara.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit.
2. Data yang digunakan sebanyak 1600 citra yang terdiri dari 2 kategori yaitu, Mentah, Matang.

3. Data diperoleh menggunakan *smartphone* atau kamera di luar ruangan saat cuaca cerah dengan resolusi khusus.
4. Kamera yang digunakan adalah kamera *smartphone* minimal 13 *megapixel*.
5. Metode yang digunakan hanya metode *MobileNet* dan algoritma CNN.
6. Jarak kamera ke buah kelapa sawit minimal 1-1,5 meter.
7. Sistem ini dirancang untuk perusahaan dan juga petani, tetapi penelitian selanjutnya akan dilaksanakan di perusahaan.
8. Pengambilan gambar pada aplikasi hanya dilakukan dengan memotret buah kelapa sawit dari satu sisi saja.
9. Kriteria kematangan dalam satu tandan dinyatakan matang jika lebih dari 70% dari buah yang terlihat pada sisi yang difoto sudah mencapai tingkat kematangan yang ditentukan.

1.5 Rumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah tersebut, adapun yang menjadi rumusan masalahnya adalah sebagai berikut:

1. Apakah perancangan teknologi identifikasi dengan menerapkan algoritma *Convolutional Neural Network* dan arsitektur *MobileNet* serta aplikasi deteksi kematangan buah sawit berbasis Android dapat membantu petani kelapa sawit dan petugas sortir pada pabrik kelapa sawit dalam membedakan tingkat kematangan buah sawit dan mengurangi kesalahan penentuan kematangan?
2. Bagaimana hasil penerapan metode dengan algoritma CNN untuk mendeteksi kematangan buah sawit?

1.6 Tujuan Penelitian

Dengan mempertimbangkan konteks tersebut, tujuan dari penelitian ini dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Mengetahui keefektifan dan keefisienan teknologi identifikasi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dan arsitektur *MobileNet* serta cara merancang aplikasi deteksi kematangan buah sawit berbasis Android, mengukur keakuratannya dalam mengurangi kesalahan dibanding metode tradisional, dan menilai apakah teknologi ini memenuhi kebutuhan serta

meningkatkan produktivitas petani kelapa sawit dan petugas sortir pada pabrik kelapa sawit.

2. Mengetahui hasil penerapan metode dengan algoritma CNN untuk mendeteksi kematangan buah sawit.

1.7 Manfaat Penelitian

1. Bagi Peneliti: Penelitian ini memberikan kesempatan untuk mendalami dan mengembangkan keterampilan dan juga mengetahui perancangan sistem dalam bidang teknologi visi komputer serta penerapannya dalam industri perkebunan, khususnya pada sektor kelapa sawit. ini juga memberikan pengalaman dalam merancang dan mengimplementasikan solusi teknologi yang dapat memberikan dampak positif bagi petani dan industri kelapa sawit secara luas
2. Bagi Pembaca: Pembaca akan mendapatkan pemahaman mendalam tentang tantangan dalam industri kelapa sawit terkait proses penyortiran kematangan buah, serta solusi yang diusulkan untuk mengatasinya. Informasi ini dapat bermanfaat bagi mereka yang tertarik dalam bidang pertanian, teknologi pertanian, atau pengembangan teknologi visi komputer untuk aplikasi praktis.
3. Bagi Universitas: Penelitian ini dapat meningkatkan reputasi universitas sebagai lembaga yang terlibat dalam riset yang relevan dengan industri dan masyarakat. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi dasar bagi pengembangan kolaborasi lebih lanjut antara universitas, industri perkebunan, dan pemerintah dalam rangka meningkatkan inovasi dan produktivitas sektor kelapa sawit.