AKURAT |Jurnal Ilmiah Akuntansi
Volume 16, Nomor 2, hlm 67-82
Mei – Agustus 2025
P-ISSN 2086-4159
E-ISSN 2656-6648

http://ejournal.unibba.ac.id/index.php/AKURAT

MENINGKATKAN PENDAPATAN PETANI MELALUI PENERAPAN TEKNOLOGI KECERDASAN BUATAN DALAM ANALISIS PERBANDINGAN KUALITAS BUAH KOPI DI KABUPATEN BANDUNG

Wini Fetia Wardhiani
e-mail : winiefetia@gmail.com

Mohammad Bayu Anggara
e-mail : mohammadbayuanggara@gmail.com

Chanra Satria Putra
e-mail : chanrasatria@yahoo.com

Fakultas Ekonomi Program Studi Akuntansi Universitas Bale Bandung

ABSTRAK

Kualitas biji kopi merupakan faktor utama yang menentukan nilai jual dan daya saing di pasar global. Penilaian kualitas secara manual umumnya masih menghadapi kendala berupa subjektivitas, keterbatasan akurasi, serta waktu yang relatif lama. Oleh karena itu, penerapan kecerdasan buatan (AI) menjadi alternatif yang menjanjikan untuk meningkatkan konsistensi dan efektivitas evaluasi mutu kopi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan berbagai algoritma AI yang telah diterapkan dalam klasifikasi kualitas biji kopi, meliputi jaringan saraf tiruan Backpropagation (BPNN), Naive Bayes, machine learning berbasis statistik, serta arsitektur deep learning seperti CNN, VGG, AlexNet, MobileNetV2, GoogleNet, ResNet, DenseNet, dan EfficientNet. Analisis dilakukan berdasarkan literatur yang dipublikasikan pada periode 2015–2024, dengan memperhatikan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, sensitivitas, spesifisitas, dan skor F1. Hasil kajian menunjukkan bahwa metode berbasis deep learning, khususnya CNN dan turunannya, konsisten memberikan performa lebih tinggi dibandingkan algoritma klasik, dengan akurasi mencapai lebih dari 98% pada beberapa penelitian. Sementara itu, algoritma ringan seperti Naive Bayes dan BPNN masih relevan digunakan pada kondisi dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Temuan ini menegaskan bahwa pemilihan algoritma AI perlu disesuaikan dengan kebutuhan, skala produksi, dan ketersediaan infrastruktur, sehingga dapat mendukung pengendalian kualitas kopi secara lebih efektif, efisien, dan berkelanjutan.

Kata Kunci : Kopi, Kecerdasan Buatan, CNN, Klasifikasi Kualitas, Pembelajaran Mesin

I. PENDAHULUAN

Kopi merupakan salah satu komoditas utama yang memberikan kontribusi signifikan terhadap perekonomian regional dan nasional, termasuk di Kabupaten Bandung, yang dikenal sebagai salah satu pusat produksi kopi berkualitas di Indonesia. Penilaian kualitas buah kopi memainkan peran penting dalam menentukan harga jual, daya saing, dan potensi produk kopi di pasar global. Namun, penilaian kualitas secara manual seringkali memakan waktu, rentan terhadap bias manusia, dan kurang efisien, terutama saat dilakukan secara massal.

Kopi merupakan salah satu dari empat komoditas utama di antara sembilan jenis komoditas berkualitas tinggi yang dikelola oleh Dinas Pertanian Provinsi Jawa Barat. Meskipun Provinsi Jawa Barat belum termasuk dalam 10 besar produsen kopi di Indonesia, Pemerintah Provinsi Jawa Barat akan terus membentuk kelompok petani kopi di Provinsi Jawa Barat untuk meningkatkan produksi lebih lanjut.

Sebagian besar budidaya kopi di Jawa Barat dilakukan di perkebunan skala kecil. Kabupaten Bandung merupakan salah satu wilayah dengan luas perkebunan kopi terbesar dibandingkan dengan 17 wilayah perkebunan kopi lainnya di Jawa Barat. Luas perkebunan kopi skala kecil di Jawa Barat mencapai 27.741 hektar untuk kopi Arabika dan 18.384 hektar untuk kopi Robusta. Produksi kopi Arabika mencapai 11.253 ton, sedangkan produksi kopi Robusta mencapai 9.616 ton (Dinas Pertanian Provinsi Jawa Barat, 2022).

Teknologi Kecerdasan Buatan (AI) menawarkan solusi inovatif untuk mengatasi tantangan-tantangan ini. Dengan kemampuannya menganalisis data secara otomatis dan akurat, AI dapat mengevaluasi berbagai parameter kualitas buah kopi, seperti warna, ukuran, bentuk, dan tekstur. Teknologi ini dapat mengintegrasikan pemrosesan gambar, sensor berbasis IoT, dan algoritma pembelajaran mesin untuk menghasilkan analisis yang lebih cepat dan konsisten dibandingkan metode tradisional.

Beberapa studi sebelumnya telah menunjukkan potensi kecerdasan buatan (AI) dalam pertanian, termasuk dalam analisis kualitas tanaman dan hasil panen. Namun, masih ada batasan dalam penerapan teknologi ini di tingkat lokal, seperti di Kabupaten Bandung, yang memiliki tantangan unik terkait faktor geografis, lingkungan, dan infrastruktur teknologi. Oleh karena itu, diperlukan studi literatur untuk mengeksplorasi bagaimana teknologi AI telah digunakan dalam analisis kualitas buah kopi dan bagaimana hal ini dapat diterapkan secara efektif di Kabupaten Bandung.

Penelitian ini bertujuan untuk memberikan gambaran komprehensif tentang penggunaan teknologi kecerdasan buatan (AI) dalam analisis kualitas buah kopi, dengan fokus pada pendekatan komparatif yang relevan dengan kondisi lokal. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengidentifikasi kelebihan, keterbatasan, dan peluang pengembangan teknologi AI dalam pertanian kopi. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan bagi akademisi, praktisi, dan pemangku kepentingan dalam meningkatkan efisiensi dan kualitas produksi kopi di Kabupaten Bandung. .

II.TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pengertian Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan (AI) adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan kecerdasan yang ditunjukkan oleh entitas buatan, dengan penekanan khusus pada sistem komputer. Kecerdasan buatan (AI) bertujuan untuk meniru kemampuan kognitif manusia, sehingga memungkinkan mesin untuk melaksanakan tugas-tugas yang sebelumnya dilakukan oleh manusia.

2.2 Pengertian Machine Learning

Machine Learning (ML) adalah subset dari Kecerdasan Buatan (AI) yang berfokus pada kemampuan untuk menggeneralisasi pola dari data pelatihan, memungkinkan model untuk mengklasifikasikan atau memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya dengan akurat.

III. METODE PENELITIAN

3.1 Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan dengan pendekatan analisis perbandingan terhadap berbagai algoritma kecerdasan buatan yang digunakan dalam klasifikasi kualitas biji kopi. Data penelitian diperoleh melalui penelusuran literatur pada publikasi bereputasi yang membahas penerapan machine learning dan deep learning di bidang pertanian, khususnya pada penilaian kualitas kopi. Proses pemilihan literatur dilakukan dengan memperhatikan kriteria relevansi terhadap topik, keterbaruan publikasi (2015–2024), serta ketersediaan hasil evaluasi kuantitatif seperti akurasi, presisi, sensitivitas,

spesifisitas, dan skor F1. Artikel yang memenuhi kriteria tersebut kemudian dianalisis untuk mengekstraksi informasi mengenai algoritma yang digunakan, metode evaluasi, serta hasil performa yang diperoleh. Analisis dilakukan secara komparatif untuk mengidentifikasi kelebihan, kekurangan, dan potensi penerapan masing-masing algoritma dalam konteks penilaian kualitas biji kopi. Dengan cara ini, penelitian menghasilkan gambaran menyeluruh mengenai efektivitas teknologi kecerdasan buatan sebagai solusi peningkatan mutu dan daya saing industri kopi.

IV. HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Analisis

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan kecerdasan buatan, khususnya deep learning berbasis Convolutional Neural Network (CNN), secara signifikan meningkatkan akurasi, presisi, dan konsistensi dalam klasifikasi serta penilaian kualitas biji kopi. CNN terbukti unggul dibandingkan algoritma lain berkat kemampuannya mengekstraksi fitur secara otomatis dan mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual. Namun demikian, algoritma lain seperti Naive Bayes, BPNN dengan PCA, serta model berbasis RBF dan MLP tetap relevan untuk digunakan pada kondisi dengan keterbatasan sumber daya atau kebutuhan analisis kontekstual. Hal ini menegaskan bahwa fleksibilitas dalam pemilihan algoritma sangat penting, dan bahwa teknologi AI memiliki potensi strategis untuk meningkatkan efisiensi, mutu, dan daya saing industri kopi secara menyeluruh.

4.2 Pembahasan

4.2.1 Kecerdasan Buatan dalam Pertanian

Kecerdasan buatan (AI) adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan kecerdasan yang ditunjukkan oleh entitas buatan, dengan penekanan khusus pada sistem komputer. Kecerdasan buatan (AI) bertujuan untuk meniru kemampuan kognitif manusia, sehingga memungkinkan mesin untuk melaksanakan tugas-tugas yang sebelumnya dilakukan oleh manusia. Sistem pakar, simulasi komputer, logika fuzzy, jaringan saraf buatan, dan robotika merupakan beberapa bidang di mana aplikasi AI diterapkan. AI telah muncul sebagai perkembangan kritis dalam teknologi informasi dan komunikasi selama dekade terakhir. Di luar sektor teknologi informasi, implementasinya ditemukan di berbagai industri, termasuk keuangan dan manufaktur.

Salah satu tujuan utama kecerdasan buatan (AI) adalah memungkinkan mesin untuk meniru kemampuan manusia dalam belajar, berlogika, dan persepsi. Standar pengukuran tradisional untuk AI telah menjadi usang seiring perkembangan teknologi. Di masa lalu, tugas-tugas seperti operasi aritmatika dasar atau pengenalan karakter diklasifikasikan sebagai AI; namun, kini mereka dianggap sebagai fungsi komputasi standar. Sistem kecerdasan buatan (AI) memperoleh pengetahuan melalui masukan manusia dan menerapkan pengetahuan tersebut dengan mensimulasikan proses penalaran manusia untuk menyelesaikan masalah yang rumit dan kompleks. Meskipun AI tidak dapat secara akurat meniru intuisi atau pengalaman manusia, ia dapat secara efisien mengumpulkan pengetahuan yang diperlukan melalui bimbingan ahli untuk memfasilitasi pengambilan keputusan di berbagai bidang.

Di dunia modern, pertanian dan teknologi berjalan beriringan. Pertanian modern dan pengolahan lahan dilakukan dengan lebih efisien dibandingkan beberapa dekade terakhir berkat kemajuan teknologi, seperti sensor, paduan logam, mesin, dan pengembangan.

Kecerdasan Buatan (AI) adalah cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem yang mampu melakukan tugas-tugas yang biasanya dikaitkan dengan kecerdasan manusia. AI mencakup berbagai teknologi, seperti jaringan saraf tiruan, pemrosesan bahasa alami, dan pembelajaran mesin. AI memiliki potensi besar di berbagai bidang, termasuk prediksi cuaca dan diagnosis kondisi medis. AI digunakan dalam pertanian untuk meningkatkan efisiensi sumber daya, mengidentifikasi penyakit tanaman, dan memprediksi hasil panen. Demikian pula, AI mengotomatisasi operasi daur ulang, mempermudah logistik limbah, dan mengurangi produksi limbah.

Kecerdasan buatan (AI) menyediakan solusi inovatif untuk pertanian berkelanjutan dan pengelolaan limbah. Teknologi AI dalam pertanian memudahkan pemantauan real-time kondisi tanah dan tanaman, memungkinkan produsen untuk memprediksi hasil panen secara akurat dan mengoptimalkan penggunaan sumber daya esensial seperti air dan pupuk. Hal ini meningkatkan efisiensi produksi secara keseluruhan dan pengambilan keputusan. Kecerdasan buatan (AI) sangat penting dalam pengelolaan limbah untuk mengotomatisasi proses daur ulang, memprediksi pembentukan limbah, dan mengoptimalkan rute transportasi untuk pengumpulan limbah. Aplikasi ini meningkatkan efisiensi operasional, mengurangi biaya, dan memitigasi dampak lingkungan, sehingga berkontribusi pada masa depan yang lebih berkelanjutan. Dengan mengintegrasikan AI ke dalam sektor-sektor kritis ini, industri dapat secara efektif mengatasi tantangan pengelolaan sumber daya sambil mencapai keberlanjutan yang lebih besar.

Penambahan Kecerdasan Buatan (AI) ke dalam pertanian mengubah proses produksi dengan memperkenalkan metode yang lebih cerdas, berkelanjutan, dan efisien. AI mendorong inovasi di sektor ini dengan mengubah cara data dikumpulkan, dianalisis, dan digunakan untuk pengambilan keputusan, sehingga meningkatkan produktivitas dan keberlanjutan. Selain meningkatkan kualitas dan kuantitas komoditas, model pertanian baru ini menetapkan dasar untuk praktik pertanian modern yang didorong oleh data.

Awalnya, kecerdasan buatan (AI) menggunakan analisis big data untuk mengembangkan pemahaman yang lebih mendalam tentang lingkungan pertanian. Secara real-time, sensor pintar dan sistem pemantauan satelit dapat memantau secara terus-menerus faktor-faktor kritis, termasuk kelembaban tanah, suhu, dan kesehatan vegetasi. Teknologi ini menyediakan informasi mendalam tentang kondisi lapangan, memungkinkan petani untuk mengambil keputusan berbasis data terkait strategi pemupukan dan irigasi yang presisi. Akibatnya, produktivitas dan pemanfaatan sumber daya dioptimalkan.

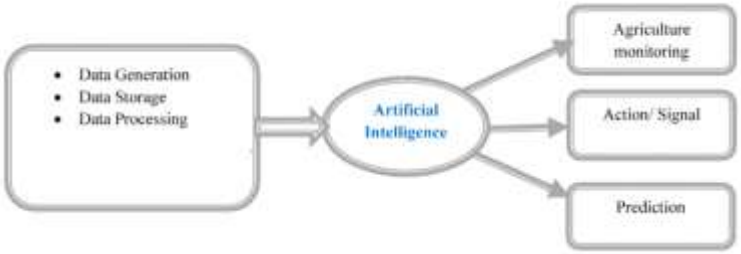
Selanjutnya, machine learning (ML) memfasilitasi pengambilan keputusan pertanian dengan memberikan rekomendasi yang disesuaikan berdasarkan data historis. Algoritma pembelajaran mesin mengevaluasi dataset yang luas untuk menentukan pengaruh berbagai praktik pertanian terhadap efisiensi sumber daya dan hasil panen. Metode yang disesuaikan ini mengoptimalkan output pertanian, mendorong penggunaan lahan yang berkelanjutan, dan meminimalkan limbah. Alih-alih mengandalkan metode tradisional atau rencana yang telah ditentukan sebelumnya, produsen dapat secara dinamis mengubah strategi mereka dengan memanfaatkan data real-time dan wawasan dari model AI, yang mengarah pada efisiensi dan fleksibilitas yang lebih tinggi.

Pada akhirnya, dinamika tenaga kerja di sektor pertanian mengalami transformasi besar-besaran melalui penerapan mesin pertanian otomatis dan robotika. Tugas-tugas seperti pengolahan tanah, penanaman, dan panen dapat dilakukan tanpa campur tangan manusia oleh perangkat otonom, termasuk traktor tanpa awak dan drone. Hal ini meningkatkan efisiensi operasional dan mengurangi beban fisik bagi para produsen. Selain itu, robot dapat melakukan tugas-tugas kompleks, seperti pemupukan presisi dan penyiangan terarah, yang meningkatkan produktivitas secara keseluruhan dan mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual dan pestisida kimia. Kesimpulannya, penerapan AI dalam pertanian meningkatkan efisiensi, mengurangi konsumsi sumber daya, dan mengurangi dampak lingkungan, sehingga mendorong industri menuju masa depan yang lebih berkelanjutan dan modern.

Efektivitas kecerdasan buatan (AI) dalam mengatasi tantangan pertanian sangat dipengaruhi oleh kualitas data yang tersedia, hal ini telah diakui secara luas. AI adalah teknologi yang menjanjikan yang dapat memberikan solusi transformatif bagi sektor pertanian. Namun, memperoleh data yang diperlukan di tingkat petani merupakan tantangan yang signifikan. Teknik klasifikasi gambar, ketika digabungkan dengan data pemantauan jarak jauh dan lokal, dapat secara signifikan meningkatkan efektivitas mesin pertanian, terutama dalam pengendalian gulma, deteksi dini penyakit, panen tanaman, dan pengklasifikasian. Sistem AI memfasilitasi pemantauan berkelanjutan komoditas bernilai tinggi ini, memberikan wawasan berharga.

Pemantauan yang komprehensif diperlukan selama semua fase perkembangan tanaman dalam praktik hortikultura. Sistem kecerdasan buatan (AI) dapat memantau

secara terus-menerus tingkat nutrisi tanah dan membandingkannya dengan data historis untuk mengoptimalkan hasil panen dengan memanfaatkan data dari perangkat lunak pertanian presisi, drone analisis tanah, atau bahkan gambar dari smartphone. Selain itu, AI dapat menganalisis dataset untuk mengevaluasi dampak lingkungan dari berbagai jenis pupuk dan dosisnya, dengan tujuan mencapai keseimbangan yang paling efektif antara meminimalkan kerusakan dan memaksimalkan produksi. Metode-metode ini membantu meningkatkan keberlanjutan lingkungan dalam praktik pertanian. Perkembangan adopsi AI dalam pertanian ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses Penerapan Kecerdasan Buatan dalam Pertanian

4.2.2 Penerapan Machine Learning dalam Penilaian Kualitas Buah Kopi

Machine Learning (ML) adalah subset dari Kecerdasan Buatan (AI) yang berfokus pada kemampuan untuk menggeneralisasi pola dari data pelatihan, memungkinkan model untuk mengklasifikasikan atau memprediksi data yang belum pernah dilihat sebelumnya dengan akurat. Ini adalah teknik yang serbaguna dan dapat diterapkan di berbagai bidang yang memerlukan analisis data. ML beroperasi melalui tiga paradigma pembelajaran utama: unsupervised, supervised, dan reinforcement learning. Dalam pembelajaran terawasi, model belajar dari kumpulan data pelatihan yang berisi pasangan input-output. Mesin mengidentifikasi fungsi yang memetakan input ke output yang sesuai, yang dikenal sebagai fungsi hipotesis. Fungsi ini kemudian membuat prediksi atau klasifikasi berdasarkan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

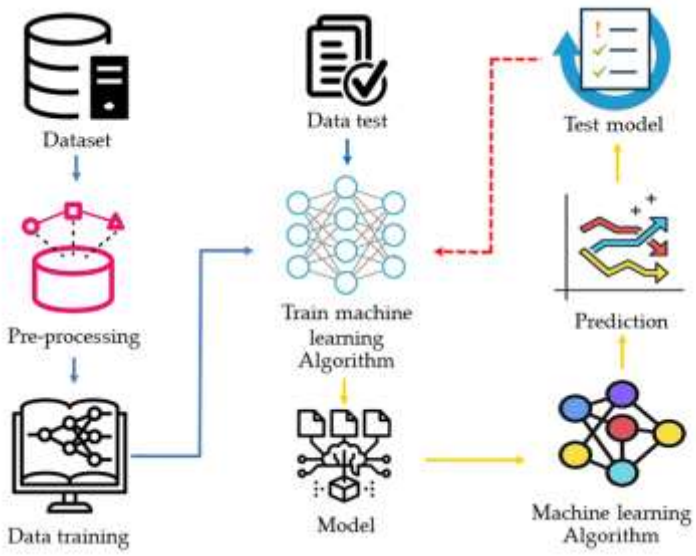
Machine learning (ML) menciptakan model prediktif kompleks dengan menganalisis berbagai dataset pertanian, termasuk pola cuaca, kondisi tanah, dan metrik perkembangan tanaman. Algoritma ML dapat mengungkap pola tersembunyi dan memberikan prediksi akurat mengenai jadwal panen tanaman dan fluktuasi hasil panen melalui analisis data ini. Petani dapat merencanakan aktivitas pertanian mereka dengan lebih efektif, mengurangi risiko yang terkait dengan kondisi cuaca yang fluktuatif, dan meningkatkan produktivitas serta keandalan operasi pertanian mereka dengan kemampuan ini. Dengan menganalisis data historis untuk memahami dampak praktik pertanian yang berbeda terhadap hasil panen dan efisiensi sumber daya, machine learning sangat penting untuk optimasi pertanian. Melalui analisis ini, model ML menghasilkan rekomendasi yang disesuaikan, termasuk jadwal pemupukan optimal dan penyesuaian irigasi yang tepat. Strategi yang disesuaikan ini memungkinkan petani untuk mengelola lahan pertanian mereka dengan lebih efektif dan cerdas, sehingga mengurangi pemborosan sumber daya, meningkatkan produktivitas pertanian, dan mendorong keberlanjutan.

Pembelajaran mesin, sebagai bagian dari kecerdasan buatan, berfokus pada pengembangan sistem yang dapat belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya secara mandiri seiring waktu tanpa memerlukan pemrograman eksplisit. Di sektor pertanian, analisis prediktif sering diterapkan untuk mengoptimalkan pengelolaan sumber daya, meningkatkan hasil panen, dan memperbaiki kualitas komoditas seperti kopi. Model pembelajaran mesin dapat memprediksi hasil seperti serangan hama, waktu panen, potensi hasil panen, dan bahkan kualitas kopi dengan menganalisis dataset besar, termasuk data meteorologi, kondisi tanah, dan metrik kesehatan tanaman. Prediksi ini membantu produsen dalam mengambil keputusan yang

didasarkan pada data dan informasi, sehingga meningkatkan efisiensi dan mengurangi ketergantungan pada intuisi atau spekulasi.

Aplikasi kritis dari algoritma pembelajaran mesin adalah prediksi hasil panen. Algoritma ini menganalisis faktor-faktor seperti kualitas tanah, kondisi iklim, praktik pertanian, dan bahkan kualitas biji kopi untuk memperkirakan tingkat produksi. Prediksi ini memungkinkan produsen untuk menyesuaikan strategi budidaya dan mengoptimalkan alokasi sumber daya. Selain itu, sistem irigasi ditingkatkan melalui pembelajaran mesin, yang menganalisis data kelembaban tanah dan ramalan cuaca untuk memastikan tanaman menerima jumlah air yang tepat pada waktu yang tepat. Hal ini meningkatkan efisiensi penggunaan air dan mengurangi biaya operasional produsen.

Di bidang manajemen ternak, machine learning mengubah cara hewan dipelihara. Dengan menganalisis data dari sensor yang dipasang pada hewan, algoritma machine learning dapat memantau kesehatan dan perilaku, mendeteksi tanda-tanda awal penyakit atau stres. Produsen dapat menerapkan langkah-langkah pencegahan, yang meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan hewan. Perusahaan seperti Cainthus menggunakan visi komputer dan machine learning untuk memantau kesehatan dan perilaku sapi perah, memberikan wawasan berharga tentang produksi susu dan efisiensi pakan. Selain itu, machine learning meningkatkan manajemen rantai pasok pertanian dengan mengoptimalkan distribusi produk, mengurangi limbah makanan, dan memastikan bahwa produk segar, termasuk kopi berkualitas tinggi, dikirimkan kepada konsumen tepat waktu. Hal ini dicapai dengan menganalisis data dari berbagai sumber, termasuk tren pasar, ramalan cuaca, dan logistik.



Gambar 2. Model prediktif dalam pembelajaran mesin

Pada gambar, prosedur tipikal untuk pengembangan dan penerapan model pembelajaran mesin digambarkan. Data dikumpulkan sebagai dasar untuk pembelajaran, yang dimulai dengan dataset. Data ini kemudian diproses melalui tahap pra-pemrosesan, yang meliputi pembersihan dan pemformatan data untuk analisis. Selanjutnya, tahap pelatihan data menggunakan data yang telah diproses untuk melatih algoritma pembelajaran mesin, sehingga model dapat mengenali pola dan hubungan. Setelah proses pelatihan, keefektifan model yang dilatih dievaluasi menggunakan model uji yang terpisah. Terakhir, model yang telah dilatih dan diuji secara ef , digunakan untuk prediksi, menghasilkan output berdasarkan data input baru. Prosedur ini memastikan bahwa model pembelajaran mesin dapat menghasilkan prediksi dan generalisasi yang akurat dari data.

Pembelajaran mesin, sebagai bagian dari kecerdasan buatan, memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa memerlukan pemrograman eksplisit. Berdasarkan data yang diberikan, komputer dapat mengidentifikasi pola, membuat prediksi, dan mengambil keputusan. Dalam konteks penyelidikan kopi Anda, pembelajaran mesin dapat digunakan untuk:

a. Mengklasifikasikan kualitas kopi: Dengan menganalisis gambar biji kopi, pembelajaran mesin dapat mengidentifikasi biji yang matang, cacat, atau memiliki kualitas unik.
b. Memprediksi kualitas kopi: Model pembelajaran mesin dapat memprediksi kualitas kopi dengan menganalisis data lingkungan, termasuk jenis tanah, suhu, curah hujan, dan karakteristik biji kopi.
c. Menentukan faktor kualitas: Pembelajaran mesin dapat membantu mengidentifikasi faktor-faktor kritis yang memengaruhi kualitas kopi, memungkinkan produsen dan pengolah untuk menerapkan pengembangan yang lebih presisi.

Keuntungan Menggunakan Machine Learning:

a. Efisiensi: Proses analisis kualitas kopi dapat diotomatisasi dan dipercepat.
b. Ketepatan: Model pembelajaran mesin dapat menghasilkan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional.
c. Objektivitas: Keputusan dibuat berdasarkan data objektif, yang meminimalkan bias manusia.
d. Inovasi: Membuka peluang untuk menciptakan produk dan layanan baru di industri kopi.

Algoritma pembelajaran mesin merupakan alat yang tak tergantikan dalam pengembangan model prediktif di berbagai bidang. Algoritma ini dapat diklasifikasikan secara umum ke dalam tiga kategori: pembelajaran penguatan, pembelajaran tanpa pengawasan, dan pembelajaran dengan pengawasan.

a. Pembelajaran Terawasi: Jika Anda menggunakan dataset berlabel (gambar tanaman kopi sehat dan sakit), pembelajaran terawasi adalah pendekatan yang optimal. Model dapat dilatih menggunakan data berlabel, seperti gambar daun kopi sehat dan berbagai jenis penyakit (misalnya, anthracnose, karat daun kopi), dengan algoritma seperti CNN, yang sangat dihargai karena kemampuannya dalam melakukan tugas klasifikasi gambar. Setelah dilatih, model dapat memprediksi status penyakit pada gambar baru yang belum diamati.
b. Pembelajaran Tanpa Pengawasan: Meskipun kurang umum dalam klasifikasi penyakit langsung, pembelajaran tanpa pengawasan dapat mengidentifikasi pola yang tidak dikenal atau penyakit baru pada tanaman kopi yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan. Teknik pengelompokan seperti k-means dapat digunakan untuk mengelompokkan gambar jenis serupa, sehingga membantu mengidentifikasi ketidaknormalan dalam kesehatan tanaman yang mungkin memerlukan penyelidikan lebih lanjut.
c. Pembelajaran Penguatan: Meskipun tidak biasanya digunakan untuk identifikasi penyakit, pembelajaran penguatan berpotensi diterapkan dalam sistem yang membantu produsen dalam pengobatan penyakit tanaman secara efektif. Misalnya, agen dapat berinteraksi dengan sistem pendukung keputusan, mendapatkan insentif untuk memberikan rekomendasi pengobatan yang akurat berdasarkan data kesehatan tanaman secara real-time.

Proses pembelajaran mesin biasanya dimulai dengan pengumpulan dan persiapan dataset, yang kemudian dilanjutkan dengan pra-pemrosesan untuk membersihkan dan mengorganisir data. Selanjutnya, data dibagi menjadi set pelatihan dan set uji. Fase pelatihan melibatkan pembelajaran algoritma terhadap pola dalam data, sementara fase uji melibatkan akurasi model terhadap data baru. Model disempurnakan dan digunakan untuk memprediksi data masa depan setelah pengujian. Dengan algoritma yang tepat dan data yang memadai, model pembelajaran mesin dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan berkualitas tinggi, menjadikannya bermanfaat dalam pertanian.

4.2.3 Deep Learning dalam Kualitas Buah Kopi

Deep learning telah menjadi teknologi revolusioner dalam beberapa dekade terakhir, menawarkan solusi efisien untuk mengelola dataset yang besar. Sebagai subset dari machine learning, deep learning menggunakan jaringan saraf tiruan yang terinspirasi oleh struktur otak manusia. Keuntungan utama deep learning adalah kemampuannya untuk belajar secara mandiri dari data tanpa perlu melakukan feature engineering yang rumit.

Dalam deep learning, jaringan saraf tiruan terdiri dari lapisan-lapisan neuron yang saling terhubung. Setiap lapisan bertanggung jawab untuk mengekstrak fitur-fitur tertentu dari data. Elemen inti arsitektur deep learning meliputi lapisan terhubung sepenuhnya, lapisan konvolusi, dan lapisan pooling. Kombinasi komponen-komponen ini memungkinkan model deep learning untuk mempelajari representasi data yang sangat kompleks.

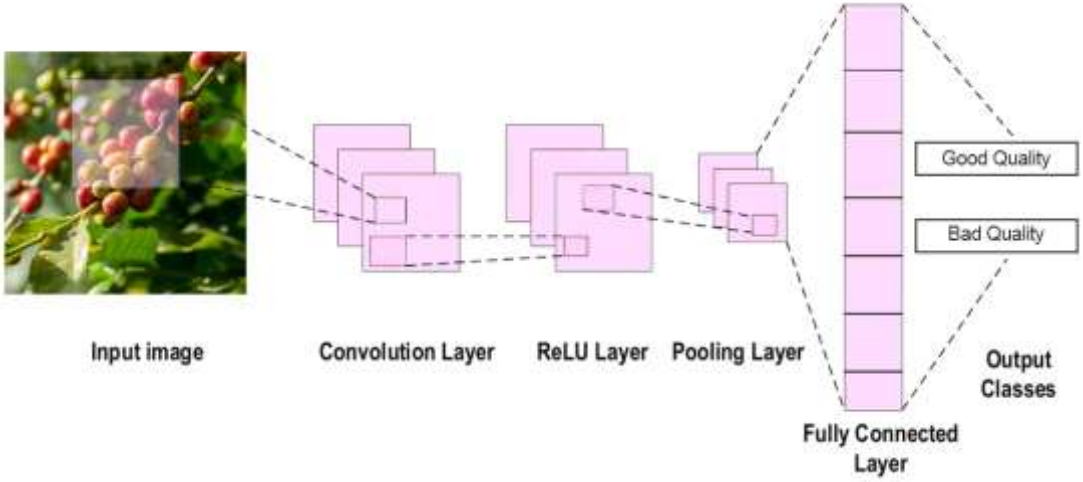
Pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan suara merupakan beberapa bidang di mana deep learning telah diterapkan dengan sukses. Salah satu keunggulan deep learning adalah kemampuannya mengenali pola-pola rumit dalam data, yang menjadikannya sangat berguna untuk menyelesaikan masalah kompleks yang sebelumnya sulit diatasi dengan metode konvensional. Deep learning memerlukan jumlah data yang besar untuk mencapai kinerja optimal.

Banyak algoritma deep learning dasar telah muncul sebagai alat yang kuat untuk berbagai aplikasi. Jaringan Neural Konvolusional (CNN), Jaringan Neural Rekursif (RNN), dan Jaringan Generatif Adversarial (GAN) merupakan beberapa yang paling menonjol di antaranya. Selain itu, beberapa arsitektur deep learning khusus, termasuk Jaringan Generatif Adversarial Konvolusional Dalam (DCGANs), Jaringan Geometri Visual (VGGNets), dan Jaringan Memori Jangka Panjang Pendek (LSTM), telah dikembangkan menggunakan algoritma dasar ini.

Jaringan saraf tiruan sering digunakan untuk mengidentifikasi fitur utama dalam volume data yang besar pada sistem spektral. Terutama, Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional (CNN) telah mengalami kemajuan signifikan dalam pemrosesan gambar. Hal ini karena CNN terdiri dari lapisan tersembunyi yang hierarkis, dirancang untuk mendeteksi morfologi dasar gambar pada lapisan awal, serta lapisan yang lebih dalam yang mampu mengenali bentuk kompleks dan struktur warna yang tidak konvensional.

Jaringan Neural Konvolusional (CNN) adalah algoritma pembelajaran mendalam yang paling sering digunakan untuk menganalisis gambar visual. Ini adalah perceptron berlapis-lapis di mana setiap neuron terhubung ke lapisan berikutnya. Selain itu, CNN dapat mengidentifikasi pola hierarkis dalam data dan mengekstrak piksel kompleks dari piksel sederhana. Dibandingkan dengan algoritma klasifikasi gambar lainnya, CNN menggunakan jumlah pra-pemrosesan yang lebih sedikit dan memanfaatkan filter mendalam yang dipelajari dari algoritma gambar konvensional.

Jenis CNN yang sering digunakan dan mirip dengan jaringan saraf tiruan berlapis (MLP) terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang didahului oleh lapisan sub-sampling (pooling). Lapisan akhir adalah lapisan FC. Arsitektur CNN untuk klasifikasi gambar ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Arsitektur CNN

Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) terdiri dari berbagai lapisan konvolusional, lapisan terhubung sepenuhnya, dan lapisan pooling. Algoritma pembelajaran mendalam ini telah digunakan secara luas dalam pengenalan suara, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan wajah. Strukturnya terdiri dari lapisan pooling dan konvolusional, yang digunakan untuk ekstraksi fitur, sementara lapisan terhubung sepenuhnya digunakan sebagai klasifikasi.

Gambar 3 menggambarkan diagram alir untuk CNN. Industri kopi rentan terhadap fluktuasi, sehingga produsen harus memproduksi kopi berkualitas tinggi untuk tetap kompetitif. Klasifikasi kopi adalah metode untuk mengevaluasi kualitas biji kopi hijau sebelum diekspor guna menghasilkan muatan komersial yang seragam dan memenuhi standar kualitas tertentu. Proses ini menjadi dasar untuk sistem penetapan harga yang rasional.

Perkembangan terbaru dalam klasifikasi kualitas buah kopi menggunakan aplikasi CNN. Signifikansi Karakteristik berikut dari Jaringan Saraf Konvolusional: Peningkatan Ketepatan: Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional (CNN) telah menunjukkan kinerja yang luar biasa dalam klasifikasi gambar, termasuk kemampuan untuk mengidentifikasi perbedaan-perbedaan kecil dalam penampilan gambar.

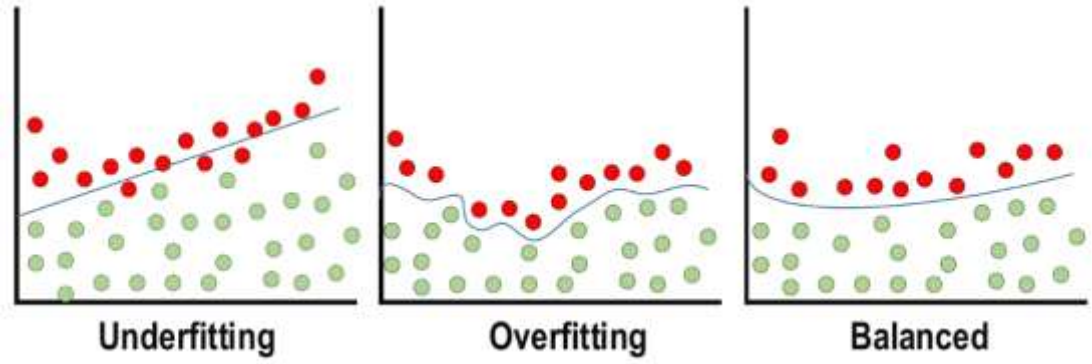
Otomatisasi dan Produktivitas: Metode tradisional dalam mengklasifikasikan kualitas buah kopi bersifat rumit dan tidak akurat, biasanya memerlukan inspeksi manual oleh tenaga ahli. Dengan menggunakan teknik berbasis CNN, proses ini diotomatisasi dengan efisiensi yang lebih tinggi dan waktu yang lebih singkat, tanpa memerlukan partisipasi manusia.

a. Keandalan: CNN mengurangi potensi ketidakkonsistenan yang mungkin timbul dari penilaian manusia dengan memberikan evaluasi yang konsisten dan andal terhadap kualitas buah kopi.
b. Skalabilitas : Untuk memenuhi permintaan global yang terus meningkat akan kopi, metode pengendalian kualitas yang skalabel sangat penting. Metode berbasis CNN cocok untuk produksi skala kecil maupun besar karena kemampuannya mengelola jumlah kopi yang besar dengan efisien.
c. Efisiensi biaya: Meskipun teknik inspeksi manual lebih mahal dalam jangka panjang, teknik berbasis CNN lebih hemat biaya. Pemantauan kualitas otomatis mengurangi biaya dan meningkatkan produktivitas.

Berikut adalah daftar keunggulan penggunaan CNN dalam lingkungan penglihatan komputer dibandingkan dengan jaringan saraf tradisional lainnya:

a. Alasan utama mempertimbangkan CNN adalah fitur berbagi bobot, yang mengurangi jumlah parameter jaringan yang dapat dilatih, sehingga membantu jaringan menghindari overfitting dan meningkatkan generalisasi.
b. Dengan mempelajari lapisan ekstraksi fitur dan klasifikasi secara bersamaan, output model menjadi sangat terorganisir dan sangat bergantung pada fitur yang diekstraksi.
c. Implementasi jaringan skala besar jauh lebih sederhana dengan CNN dibandingkan dengan jaringan saraf lainnya.

Masalah utama dalam memperoleh generalisasi yang baik pada model CNN adalah keseimbangan yang lebih baik. Ketika model berkinerja sangat baik pada data pelatihan tetapi gagal berkinerja baik pada data uji (data yang belum pernah dilihat), hal ini disebut “over-fitted.” Istilah ini dijelaskan lebih lanjut pada bagian berikutnya. Model under-fitted adalah kebalikannya; kondisi ini terjadi ketika model gagal memperoleh pengetahuan yang cukup dari data pelatihan. Model dianggap "just-fitted" jika kinerjanya baik pada data pelatihan dan penilaian. Gambar 4 menggambarkan ketiga kategori ini. Berbagai konsep intuitif digunakan untuk memfasilitasi regularisasi dan mencegah over-fitting; informasi tambahan mengenai over-fitting dan under-fitting disediakan pada bagian selanjutnya.



Gambar 4. Masalah Underfitting, Masalah Overfitting, dan Keseimbangan

Implementasi arsitektur model secara signifikan meningkatkan efektivitas berbagai aplikasi. Dari tahun 1989 hingga saat ini, arsitektur CNN telah mengalami berbagai modifikasi. Contoh modifikasi tersebut meliputi optimasi parameter, regularisasi, dan reformulasi struktural. Namun, penting untuk diakui bahwa peningkatan utama dalam kinerja CNN terutama disebabkan oleh reorganisasi unit pemrosesan dan pengembangan blok baru. Penggunaan kedalaman jaringan menjadi fokus utama dalam inovasi arsitektur CNN. Ketepatan model CNN dapat ditingkatkan dengan menggunakan model berikut:

Tabel 1. Model yang tersedia pada aplikasi

Model	Ukuran (MB)	Ketepatan Top-1	Akurasi Top-5	Parameter	Kedalaman	Waktu (ms) per langkah inferensi (CPU)	Waktu (ms) per langkah inferensi (GPU)
Xception	88	79,0	94,5	22,9 juta	81	109,4	8,1
VGG16	528	71,3%	90,1%	138,4 juta	16	69,5	4,2
VGG19	549	71,3%	90,0%	143,7 juta	19	84,8	4,4
ResNet50	98	74,9%	92,1%	25,6 juta	107	58,2	4,6
ResNet50V2	98	76,0%	93,0%	25,6 juta	103	45,6	4,4
ResNet101	171	76,4%	92,8%	44,7 juta	209	89,6	5,2

ResNet101V2	171	77,2%	93,8%	44,7 juta	205	72,7	5,4
ResNet152	232	76,6%	93,1%	60,4 juta	311	127,4	6,5
ResNet152V2	232	78,0%	94,2%	60,4 juta	307	107,5	6,6
InceptionV3	92	77,9%	93,7%	23,9 juta	189	42,2	6,9
InceptionResNetV2	215	80,3%	95,3%	55,9 juta	449	130,2	10,0
MobileNet	16	70,4%	89,5%	4,3 juta	55	22,6	3,4
MobileNetV2	14	71,3%	90,1%	3,5 juta	105	25,9	3,8
DenseNet121	33	75,0%	92,3%	8,1 juta	242	77,1	5,4
DenseNet169	57	76,2%	93,2%	14,3 juta	338	96,4	6,3
DenseNet201	80	77,3%	93,6%	20,2 juta	402	127,2	6,7
NASNetMobile	23	74,4%	91,9%	5,3 juta	389	27,0	6,7
NASNetLarge	343	82,5%	96,0%	88,9 juta	533	344,5	20,0
EfficientNetB0	29	77,1%	93,3%	5,3 juta	132	46,0	4,9
EfficientNetB1	31	79,1%	94,4%	7,9 juta	186	60,2	5,6
EfficientNetB2	36	80,1%	94,9%	9,2 juta	186	80,8	6,5
EfficientNetB3	48	81,6%	95,7%	12,3 juta	210	140,0	8,8
EfficientNetB4	75	82,9%	96,4%	19,5 juta	258	308,3	15,1
EfficientNetB5	118	83,6%	96,7%	30,6 juta	312	579,2	25,3
EfficientNetB6	166	84,0%	96,8%	43,3 juta	360	958,1	40,4
EfficientNetB7	256	84,3%	97,0%	66,7 juta	438	1578,9	61,6
EfficientNetV2B0	29	78,7%	94,3%	7,2 juta	-	-	-
EfficientNetV2B1	34	79,8%	95,0%	8,2 juta	-	-	-
EfficientNetV2B2	42	80,5%	95,1%	10,2 juta	-	-	-
EfficientNetV2B3	59	82,0%	95,8%	14,5 juta	-	-	-
EfficientNetV2S	88	83,9%	96,7%	21,6 juta	-	-	-
EfficientNetV2M	220	85,3%	97,4%	54,4 juta	-	-	-
EfficientNetV2L	479	85,7%	97,5%	119,0 juta	-	-	-
ConvNeXtTiny	109,42	81,3%	-	28,6 juta	-	-	-
ConvNeXtSmall	192,29	82,3%	-	50,2 juta	-	-	-
ConvNeXtBase	338,58	85,3%	-	88,5 juta	-	-	-
ConvNeXtLarge	755,07	86,3%	-	197,7 juta	-	-	-
ConvNeXtXLarge	1310	86,7%	-	350,1 juta	-	-	-

- **Analisis Perbandingan Kualitas Buah Kopi**

Pada tahun 2024, Esraa Hassan [15] melakukan penelitian tentang analisis perbandingan model deep learning yang telah dilatih sebelumnya. Model tersebut dibandingkan dengan studi klasifikasi biji kopi, yang menghasilkan data yang disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan komprehensif arsitektur yang telah dilatih sebelumnya yang digunakan [15]

Model	Keuntungan	Kekurangan
VGG	Keandalan ditunjukkan oleh skor sempurna dalam Akurasi (1.0000), Presisi (0.9924), dan Spesifisitas (0.9917). Skor F1 sebesar 0.9962 sangat tinggi.	Potensi peningkatan kompleksitas komputasi
AlexNet	Sensitivitas yang tinggi (0.9346) menunjukkan kemampuan yang kuat untuk mengidentifikasi kasus positif. Presisi yang tinggi (0.9615) dan Akurasi (0.9575) bertanggung jawab	Skor F1 yang moderat (0.9479) menunjukkan kompromi antara recall dan precision.

	atas kinerja yang konsisten.	
MobileNetV2	Kinerja luar biasa pada semua metrik, termasuk Presisi (0.9901) dan Sensitivitas (0.9901). Efektivitasnya ditekankan oleh Akurasi tinggi (0.9925) dan Skor F1 (0.9901).	Penyesuaian model (fine-tuning) diperlukan untuk operasi klasifikasi gambar.
GoogleNet	Sensitivitas (0.9804) dan Presisi (0.9709) menunjukkan skor mendekati sempurna, menandakan kinerja yang luar biasa. Skor F1 yang tinggi (0.9756) menunjukkan keseimbangan yang baik	Kompleksitas komputasi yang lebih tinggi mungkin diperlukan.
ResNet (50)	Keberhasilan dan penerapan yang luas dalam berbagai tugas penglihatan komputer	Kinerja yang lebih rendah dalam Presisi (0.5714) dan Sensitivitas (0.5435) Skor F1 yang moderat (0.5571) menunjukkan kompromi antara recall dan presisi.
LeNet	Arsitektur yang sederhana dan relatif ringan	Sensitivitas (0.5556) dan Presisi (0.6061) menunjukkan kinerja yang kurang optimal. Skor F1 yang lebih rendah sebesar 0.5797
HRNet	Precision (0.9524) dan Sensitivity (0.9615) menunjukkan kinerja yang tangguh. Skor F1 yang seimbang (0.9569) menunjukkan kemampuan klasifikasi yang impresif.	Membutuhkan sumber daya komputasi lebih banyak daripada arsitektur dasar
Darknet	Skor yang konsisten tinggi pada semua metrik, dengan keunggulan dalam Presisi (0.9848) dan Spesifisitas (0.9836). Kinerja yang tangguh ditunjukkan oleh skor F1 yang tinggi (0.9811).	Kompleksitas komputasi yang lebih tinggi mungkin diperlukan.
DenseNet	Sensitivitas (0.9701), Spesifisitas (0.9836), dan Presisi (0.9848) menghasilkan hasil yang menonjol, sementara Skor F1 Seimbang (0.9774) menunjukkan kemampuan klasifikasi yang kokoh.	Diperlukan penyesuaian halus untuk tugas klasifikasi gambar
EfficientNe	Presisi tinggi (0.9559) dan sensitivitas (0.9630) menunjukkan kinerja yang andal. Akurasi tinggi (0.9579) dan Skor F1 Seimbang (0.9594) merupakan faktor yang berkontribusi pada efektivitas.	Sumber daya tambahan diperlukan untuk instruksi.

Tabel 3. Analisis Perbandingan Kualitas Buah Kopi

Penulis	Aspek	Algoritma AI yang Digunakan	Hasil
Anindita Septiarini dkk.	Klasifikasi kualitas biji kopi robusta	Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (BPNN) bersama	Menggunakan fitur terkait warna, bentuk, dan tekstur untuk mencapai akurasi

	berdasarkan analisis gambar	dengan Analisis Komponen Utama (PCA) untuk pemilihan fitur	klasifikasi 98,54%
Krzysztof Przybył dkk.	Penilaian kualitas biji kopi	Aplikasi Pembelajaran Mesin	Tingkat pengenalan sebesar 81% dicapai dalam klasifikasi biji kopi menggunakan data visual, menunjukkan akurasi yang tinggi.
Shyang-Jye Chang dkk.	Inspeksi cacat biji kopi	Deep Learning (CNN)	Berhasil mengklasifikasikan cacat dengan akurasi 95,2% dan mendeteksinya dengan akurasi 100%.
Muhammad Irsyad dkk.	Klasifikasi kualitas biji kopi Robusta	Naive Bayes	Penelitian ini menggunakan 220 data primer dengan konfigurasi parameter, termasuk model Gaussian, keadaan acak 15, dan ukuran uji 0,2. Hasil akurasi yang diperoleh setelah pengujian adalah 0,91 untuk data pelatihan dan 0,86 untuk data uji. Ditentukan bahwa metode Naive Bayes sangat efektif dalam mengklasifikasikan biji kopi yang diuji.
I Kadek dkk.	Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Robusta	Naive Bayes	Evaluasi model klasifikasi dengan 120 gambar menghasilkan akurasi 87,5%. Hasil ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan dengan dataset warna RGB, font GLCM, dan ukuran gambar dapat mengevaluasi kualitas gambar dengan akurat.
Weverton Gomes dkk.	Sifat-sifat multi pada Coffea Arabica untuk menilai lingkungan	Pembelajaran mesin dan statistik untuk	Ciri-ciri utama yang membedakan lokasi produksi adalah ukuran buah, tinggi tanaman, dan produksi, sementara "Body" sangat penting untuk membedakan metode pengolahan pasca panen. Analisis menunjukkan bahwa efek lingkungan dan pengolahan mempengaruhi ciri-ciri kopi, dengan model RBF dan MLP menunjukkan tingkat kesalahan terendah (7,85% dan 7,50%, masing-masing).
Chih-Hsien	Deteksi kualitas	Jaringan Neural	Hasil eksperimen

Hsia dkk.	biji kopi hijau	Konvolusional Dalam (CNN)	menunjukkan bahwa model kami dapat mencapai skor F1 sebesar 98,24% dan tingkat akurasi 98,38% dalam deteksi kualitas biji kopi hijau, yang lebih unggul dibandingkan model-model terkemuka lainnya.

Berbagai algoritma dan teknik yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas penilaian kualitas biji kopi diungkapkan melalui analisis aplikasi AI. Analisis perbandingan berikut ini didasarkan pada data yang disediakan:

- Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation (BPNN):
  Anindita Septiarini dkk. mencapai akurasi klasifikasi luar biasa sebesar 98,54% dengan menggabungkan BPNN dan Analisis Komponen Utama (PCA) untuk seleksi fitur. Metode ini secara efektif memanfaatkan karakteristik warna, bentuk, dan tekstur untuk menentukan kualitas biji kopi robusta.
- Deep learning (CNN):
  - Shyang-Jye Chang dkk. menerapkan CNN untuk inspeksi cacat, mencapai akurasi 100% untuk deteksi cacat dan 95,2% untuk klasifikasi.
  - Chih-Hsien Hsia dkk. menggunakan Deep CNN untuk mendeteksi kualitas biji kopi hijau, mencapai skor F1 sebesar 98,24% dan akurasi 98,38%, melampaui model-model terkemuka lainnya.
- Naive Bayes:
  - Muhammed Irsyad dkk. mencapai akurasi pelatihan dan pengujian sebesar 91% dan 86%, masing-masing, dengan menggunakan Naive Bayes bersama dengan pemodelan Gaussian dan parameter gambar.
  - Kadek dkk. menggunakan Naive Bayes untuk mengklasifikasikan kualitas biji kopi robusta, mencapai akurasi 87,5% dengan memanfaatkan fitur warna RGB dan GLCM.
- Model Pembelajaran Mesin dan Statistik:
  Weverton Gomes dkk. menggunakan metode pembelajaran mesin dan statistik untuk mengevaluasi sifat-sifat multi pada Coffea Arabica, dengan menekankan pengaruh faktor lingkungan dan pasca panen. Model RBF dan MLP menunjukkan tingkat kesalahan terendah, masing-masing 7,85% dan 7,50%.
- Metode Pembelajaran Mesin Umum:
  Melalui analisis data visual, Krzysztof Przybył dkk. mencapai tingkat pengenalan 81% dalam mengevaluasi kualitas biji kopi.

Menurut analisis, Deep Learning (CNN) secara konsisten memberikan kinerja lebih baik dalam mengklasifikasikan kualitas biji kopi dan mendeteksi cacat. Dalam situasi di mana sumber daya komputasi terbatas, Naive Bayes, BPNN, dan teknik seleksi fitur seperti PCA menawarkan alternatif yang efektif. Model statistik dan hibrida sangat cocok untuk menganalisis karakteristik kompleks yang dipengaruhi oleh faktor lingkungan. Temuan ini menyoroti fleksibilitas dan efektivitas AI dalam mengatasi tantangan kualitas dalam produksi kopi.

V.SIMPULAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil analisis Penelitian ini menegaskan bahwa penerapan kecerdasan buatan, khususnya deep learning berbasis Jaringan Saraf Konvolusional (CNN), mampu memberikan peningkatan signifikan dalam proses klasifikasi dan penilaian kualitas biji kopi. CNN menunjukkan kinerja terbaik dibandingkan algoritma lain, dengan akurasi, presisi, dan skor F1 yang konsisten tinggi pada berbagai arsitektur, seperti MobileNetV2,

DenseNet, dan VGG. Keunggulan utama CNN terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur secara otomatis, mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual, serta memberikan hasil yang lebih andal dan konsisten.

Meskipun demikian, hasil telaah juga menunjukkan bahwa algoritma lain seperti Naive Bayes, BPNN dengan PCA, maupun model statistik berbasis RBF dan MLP tetap relevan digunakan pada kondisi dengan keterbatasan sumber daya komputasi atau untuk kebutuhan analisis faktor lingkungan yang kompleks. Hal ini menegaskan fleksibilitas pemilihan algoritma AI sesuai konteks penerapan di lapangan.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa teknologi AI dapat menjadi solusi strategis untuk meningkatkan efisiensi, reliabilitas, dan skalabilitas dalam sistem penilaian kualitas biji kopi. Implementasi yang tepat diharapkan mampu mendukung produktivitas petani, menjaga standar mutu ekspor, serta memperkuat daya saing industri kopi di tingkat global.

DAFTAR PUSTAKA

A. Septiarini, H. Hamdani, A. E. Burhandeny, dan D. Nurcahyono, “Analisis gambar untuk klasifikasi kualitas biji kopi menggunakan pendekatan multi-fitur dan pembelajaran mesin,” vol. 13, no. 4, hlm. 4241–4248, 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i4.pp4241-4248.

C. H. Hsia, Y. H. Lee, dan C. F. Lai, “Jaringan Saraf Konvolusional Dalam yang Dapat Dijelaskan dan Ringan untuk Deteksi Kualitas Biji Kopi Hijau,” Appl. Sci., vol. 12, no. 21, 2022, doi: 10.3390/app122110966.

D. Hernandez, L. Pasha, D. Arian Yusuf, R. Nurfaizi, dan D. Julianingsih, “Peran Kecerdasan Buatan dalam Pertanian Berkelanjutan dan Pengelolaan Limbah: Menuju Masa Depan Hijau,” Int. Trans. Artif. Intell., vol. 2, no. 2, hlm. 150–157, 2024, doi: 10.33050/italic.v2i2.552.

E. Hassan, “Peningkatan Klasifikasi Biji Kopi: Analisis Perbandingan Model Deep Learning yang Telah Dilatih,” Neural Comput. Appl., vol. 36, no. 16, hlm. 9023–9052, 2024, doi: 10.1007/s00521-024-09623-z.

E. Syahbana dan C. Cahyana, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Biji Kopi Dengan Algoritma Kecerdasan Buatan Berbasis Website,” eProceedings …, vol. 10, no. 1, hlm. 0–3, 2023, [Online]. Tersedia: https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/appliedscience/article/view/21204%0Ahttps://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/appliedscience/article/view/21204/20486

H. D. Thai, H. J. Ko, dan J. H. Huh, “Klasifikasi Otomatis Cacat Biji Kopi dalam Aplikasi Waktu Nyata Menggunakan Deep Learning,” IEEE Access, vol. 12, no. September, hlm. 126503–126517, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3452552.

I Kadek Nurcahyo Putra, “Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Robusta dengan Metode Naive Bayes berdasarkan Ukuran Biji, Tekstur, dan Warna,” vol. 15, no. 1, hlm. 167–176, 2024.

I. V. C. Motta, N. Vuillerme, H. H. Pham, dan F. A. P. de Figueiredo, “Teknik pembelajaran mesin untuk klasifikasi kopi: tinjauan komprehensif penelitian ilmiah,” Artif. Intell. Rev., vol. 58, no. 1, 2025, doi: 10.1007/s10462-024-11004-w.Hernández-Campoy, J. M. (2014). Metode penelitian dalam Sosiolinguistik. *AILA Review,27* , 5–29. https://doi.org/10.1075/aila.27.01her

J. Rane, Ö. Kaya, S. K. Mallick, dan N. L. Rane, Pertanian cerdas menggunakan kecerdasan buatan, machine learning, deep learning, dan ChatGPT: Aplikasi, peluang, tantangan, dan arah masa depan, no. 2024.

Keras, “Aplikasi Keras.” https://keras.io/api/applications/.

K. Przybył dkk., “Aplikasi Pembelajaran Mesin untuk Menilai Kualitas Produk Pangan—Studi Kasus: Biji Kopi,” Appl. Sci., vol. 13, no. 19, 2023, doi: 10.3390/app131910786.

L. Alzubaidi dkk., Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions, vol. 8, no. 1. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.

M. A. Tamayo-Monsalve dkk., “Klasifikasi Kematangan Kopi Menggunakan Jaringan Saraf Konvolusional dan Transfer Learning,” IEEE Access, vol. 10, hlm. 42971–42982, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3166515.

M. Irsyad, I. Fata, dan D. Avianto, “Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi Penerapan Metode Naive Bayes pada Sistem Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Robusta Abstrak Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi,” vol. 5, no. 1, hal. 512–524, 2024.

M. Javaid, A. Haleem, I. H. Khan, dan R. Suman, “Memahami Potensi Aplikasi Kecerdasan Buatan di Sektor Pertanian,” Adv. Agrochem, vol. 2, no. 1, hlm. 15–30, 2023, doi: 10.1016/j.aac.2022.10.001.

P. Tripathi, N. Kumar, M. Rai, dan A. Khan, “Aplikasi deep learning dalam pertanian,” Artif. Intell. Appl. Agric. Food Qual. Peningkatan, no. Mei, hlm. 17–28, 2022, doi: 10.4018/978-1-6684-5141-0.ch002.

S. Chang, “Model Deep Learning untuk Inspeksi Cacat Biji Kopi,” 2021.

S. D. Pearl Abdula, M. D. Joy Llagas, dan E. R. Arboleda, “Jaringan Saraf Konvolusional dalam Pendekatan Eksklusif untuk Biji Kopi: Tinjauan Literatur,” Jurnal Internasional Penelitian Ilmiah dan Pengembangan Teknik, vol. 7, no. Februari, 2024, doi: 10.5281/zenodo.10667900.

S. T. Shilpa Kaushal, Shivam Kumar, “Kecerdasan Buatan dalam Pertanian,” Kecerdasan Buatan dalam Pertanian, no. Maret, hlm. 1–176, 2021, doi: 10.1201/9781003245759.

Wardhiani, W. F., Karyani, T., Setiawan, I., & Rustidja, E. S. (2023). Dampak Kinerja terhadap Keberlanjutan Koperasi Petani Kopi dalam Revolusi Industri 4.0 di Jawa Barat, Indonesia. Sustainability, 15(6), 4901.

W. Gomes dkk., “Pembelajaran Mesin dan Statistik untuk Menilai Lingkungan Melalui Sifat-Sifat Multi pada Coffea arabica,” hlm. 1–21, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0245298.

X. Li, “Kemajuan dalam Penelitian Sumber Daya,” vol. 4, no. 2, hlm. 171–180, 2024, doi: 10.50908/arr.4.2.

Y. Kittichotsatsawat, N. Tippayawong, dan K. Y. Tippayawong, “Prediksi Produksi Kopi Arabika Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dan Teknik Regresi Linier Berganda,” Sci. Rep., vol. 12, no. 1, hlm. 1–14, 2022, doi: 10.1038/s41598-022-18635-5.