

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1. Studi Terdahulu Klasifikasi Biji Kopi dengan CNN**

Penelitian tentang klasifikasi kualitas biji kopi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan Vision Transformer (ViT) telah mengalami perkembangan yang signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Berbagai arsitektur deep learning telah diterapkan untuk mengatasi tantangan dalam identifikasi kualitas biji kopi secara otomatis.

##### **2.1.1. Implementasi CNN untuk Klasifikasi Biji Kopi**

Penelitian yang dilakukan oleh Pratama et al. menunjukkan perbandingan antara CNN dan Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) untuk klasifikasi kualitas biji kopi arabika [8]. Dalam penelitian tersebut, CNN VGG-16 mencapai akurasi 86%, sedangkan Faster R-CNN mencapai rata-rata akurasi 93% dengan presisi 93%, recall 92%, dan skor F1 92% [8]. Hasil ini mendemonstrasikan kemampuan superior dari arsitektur Faster R-CNN dalam mengidentifikasi karakteristik visual biji kopi [8].

Studi lain yang dilakukan oleh Hibatullah dan Apriandari fokus pada klasifikasi kualitas jenis kopi halus robusta menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNet-V2 [9]. Penelitian ini menunjukkan hasil yang luar biasa dengan akurasi validasi mencapai 99,82% dan F1 Score 0,99, yang menegaskan kemampuan akurat CNN dalam mengidentifikasi kualitas kopi berdasarkan perbedaan warna dan tekstur [9].

Penelitian tentang deteksi kematangan biji kopi menggunakan CNN juga telah dilakukan dengan mengimplementasikan ResNet50 architecture [10]. Sistem ini dikembangkan menggunakan digital image processing dengan data yang direpresentasikan sebagai gambar biji kopi [10]. Model evaluation menunjukkan tingkat akurasi 100% dengan nilai precision, recall, dan F1-Score yang juga mencapai 100%, namun akurasi model ResNet50 dalam aplikasi real-time berdasarkan confusion matrix adalah sekitar 83,3% [10].

### **2.1.2. Penggunaan Vision Transformer untuk Klasifikasi Kopi**

Leonardi dan Chandra melakukan analisis perbandingan antara CNN dan Vision Transformer untuk klasifikasi biji kopi hasil sangrai [7]. Dalam penelitian tersebut, tiga model yang digunakan adalah Xception, InceptionV3, dan ViT-B16 [7]. Hasil menunjukkan bahwa ViT-B16 mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,33%, sedangkan Xception dan InceptionV3 masing-masing mencapai 96,67% dan 96,00% [7].

Penelitian ini menunjukkan bahwa Vision Transformer efektif untuk klasifikasi, dengan learning rate, batch size, dan augmentasi data mempengaruhi pelatihan [7]. ViT-B16 mendemonstrasikan kemampuan yang lebih baik dalam menangkap fitur global dalam gambar, sementara CNN lebih efektif dalam mendeteksi fitur local [7].

### **2.1.3. Klasifikasi Jenis dan Varietas Kopi**

Penelitian klasifikasi Coffea Liberica menggunakan tiga model yang berbeda yaitu Slim-CNN, YOLOv5, dan VGG-16 dengan lima klasifikasi biji: normal, black, ruptured, insect-infected, dan fade[8]. Hasil validasi menunjukkan akurasi 93,63%, 98,52%, dan 96,89% untuk Slim-CNN, YOLOv5, dan VGG-16 secara berturut-turut [8].

Studi tentang tingkat kematangan buah kopi Arabica Toraja menggunakan pendekatan CNN menunjukkan hasil yang sangat baik [11]. Model CNN dengan kombinasi max pooling dan average pooling mencapai akurasi terbaik sebesar 98,75%, model pertama menggunakan max pooling dengan akurasi 98,25%, sedangkan akurasi terendah pada model kedua menggunakan average pooling dengan akurasi 97,75% [11].

## **2.2. Teori Pengeringan Kopi dan Standar SNI**

### **2.2.1. Proses Pengeringan Kopi**

Pengeringan merupakan salah satu tahap post-harvest processing yang sangat menentukan kualitas kopi dan keamanan mikrobiologis [12]. Pengeringan konvensional/penjemuran membutuhkan waktu yang lama, bergantung pada cuaca, dan berpotensi mengontaminasi biji kopi oleh debu serta readsorpsi kelembaban

pada kelembaban relatif yang tinggi [12]. Masalah-masalah ini dapat dihindari dengan menggunakan pengeringan buatan [12].

Proses pengeringan yang efisien memerlukan keseimbangan antara laju penguapan air di dalam biji kopi dan laju pembuangan uap air dari permukaan padat oleh aliran udara [12]. Pengeringan kopi yang paling efisien dicapai pada suhu udara 50°C, menghasilkan waktu pengeringan dan konsumsi energi 65% dan 50% lebih rendah dibandingkan suhu 40°C, dengan kualitas seduhan kopi yang baik [12].

Teknologi pengeringan kopi telah berkembang dengan berbagai jenis thermal radiation dryers yang dikaji, yaitu tray dryer, rotary dryer, dan fluidized bed dryer [12]. Dari ketiga jenis tersebut, disimpulkan bahwa suhu udara pengeringan dan kelembaban relatif harus dipilih dengan tepat untuk memperoleh keamanan mikrobiologis dan kualitas seduhan kopi [12].

### **2.2.2. Teknologi Solar Dryer untuk Kopi**

Pengembangan teknologi Solar Dryer Dome menggunakan Artificial Intelligence (AI) telah dilakukan untuk mengkondisikan suhu, kelembaban dan dapat melakukan remote monitoring pertumbuhan tanaman dan pemanenan [13]. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan AI berbasis data dapat mendorong pertumbuhan dan pembangunan berkelanjutan industri kopi [13].

Implementasi sun tracking system mechanism telah dikembangkan untuk memaksimalkan paparan sinar matahari dengan mengontrol posisi nampun agar selalu sejajar dengan pergerakan matahari [14]. Sistem yang dibangun terdiri dari komponen mekanis dan elektrik dengan metode kontrol LQR dan PID [14].

### **2.2.3. Standar Nasional Indonesia (SNI) 01-2907-2008**

Standar Nasional Indonesia (SNI) 01-2907-2008 merupakan rujukan utama dalam menentukan kualitas biji kopi di Indonesia. Standar ini menetapkan berbagai parameter kualitas fisik biji kopi yang harus dipenuhi untuk memastikan mutu produk [15][16].

Berdasarkan SNI 01-2907-2008, biji kopi yang telah dipanen harus dijemur untuk mengurangi kadar airnya hingga 11-12,5%. Standar ini juga menentukan berbagai jenis cacat biji kopi beserta skor cacatnya yang menentukan kualitasnya.

Cacat biji kopi yang umum tercantum dalam SNI 01-2907-2008 meliputi biji hitam, biji hitam pecah, biji sebagian hitam, dan biji kopi coklat.

Evaluasi kualitas fisik berdasarkan SNI 01-2907-2008 mencakup tes fisik, berat biji, volume, dan tes bau (aroma busuk)[17]. Penelitian menunjukkan bahwa pengolahan standar menghasilkan nilai cacat 6,1 dan kadar air 8,40%, sedangkan pengolahan non-standar memiliki nilai cacat 145,5 dan kadar air 10,4% [18]. Pengolahan standar menghasilkan nilai uji cangkir >80 dan nilai cacat <8 sehingga memenuhi syarat sebagai kopi specialty kualitas premium [18].

Implementasi teknologi untuk memenuhi persyaratan SNI 01-2907-2008 telah dilakukan melalui pengembangan mesin sortasi biji kopi [19]. Mesin sortasi yang dibuat terbukti memiliki performansi multifungsi yaitu memisahkan biji kopi dari kotoran, ranting, serangga, dan sebagainya sekaligus mensortasi (grading) biji kopi berdasarkan ukurannya [19].

#### **2.2.4. Parameter Kualitas Pengeringan**

Penelitian tentang pengaruh suhu dan waktu roasting terhadap sifat fisik biji kopi Arabika dan Robusta Gayo menunjukkan bahwa prosedur pengukuran mengikuti Standar Nasional Indonesia (SNI) 01-2907-2008 [20]. Parameter yang diukur meliputi penurunan berat, densitas sejati, porositas, dan kadar air[20].

Studi tentang proses pengeringan menggunakan fluidized bed dryer yang dibantu oleh zeolite adsorbent menunjukkan bahwa biji kopi hijau yang akan disimpan untuk transportasi harus memenuhi standar kualitas penyimpanan, terutama kadar air maksimum 12,5% [21]. Kondisi operasi optimum untuk pengeringan biji kopi adalah kecepatan udara 2,1 m/s, suhu udara 55°C, waktu pengeringan 240 menit, dan massa zeolite adsorbent 150 gram dengan konsumsi energi 5,02 KWH [21].

### **2.3. Arsitektur MobileNetV2 dan Teknik Augmentasi Data**

#### **2.3.1. Arsitektur MobileNetV2**

MobileNetV2 merupakan arsitektur mobile yang meningkatkan performa state-of-the-art dari model mobile pada berbagai tugas dan benchmark serta across spectrum dari berbagai ukuran model . Arsitektur ini didasarkan pada struktur

inverted residual di mana shortcut connections berada di antara thin bottleneck layers [22]. Intermediate expansion layer menggunakan lightweight depthwise convolutions untuk memfilter fitur sebagai sumber non-linearity [22].

Karakteristik penting dari MobileNetV2 adalah pentingnya menghilangkan non-linearities pada narrow layers untuk mempertahankan representational power[22]. Pendekatan ini memungkinkan pemisahan input/output domains dari ekspresivitas transformasi, yang menyediakan framework yang nyaman untuk analisis lebih lanjut[22].

MobileNetV2 telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi gambar. Penelitian deteksi penyakit kulit menggunakan CNN dengan arsitektur MobileNetV2 menunjukkan akurasi keseluruhan 97% dengan precision, recall, dan F1-score yang tinggi untuk semua kelas penyakit. Pada aplikasi umum, sistem mencapai akurasi 84%, mendemonstrasikan utility praktisnya [23].

### **2.3.2. Teknik Augmentasi Data**

Data augmentation merupakan solusi data-space yang dapat secara artifisial menghasilkan gambar baru dari sampel asli [24]. Strategi augmentasi gambar dapat bervariasi berdasarkan dataset, karena tipe data yang berbeda mungkin memerlukan augmentasi yang berbeda untuk memfasilitasi pelatihan model [24]. Namun, desain kebijakan DA sebagian besar telah diputuskan oleh ahli manusia dengan domain knowledge, yang dianggap sangat subjektif dan error-prone [24].

Penelitian tentang efektivitas data augmentation dalam klasifikasi gambar menggunakan deep learning menunjukkan bahwa teknik tradisional seperti cropping, rotating, dan flipping input images merupakan salah satu strategi augmentasi data yang lebih sukses [24]. Studi ini juga bereksperimen dengan GANs untuk menghasilkan gambar dengan style yang berbeda [24].