

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kopi merupakan salah satu komoditas perdagangan utama di seluruh dunia, dan kualitas biji kopi memegang peranan penting. Kecacatan pada biji kopi, seperti biji yang pecah, berjamur atau memiliki cacat fisik seperti biji kopi yang berlubang, dapat mengurangi kualitas dan nilai jualnya. Oleh karena itu, deteksi dan klasifikasi kecacatan pada biji kopi adalah proses yang sangat penting dalam industri kopi. Salah satu cara untuk meningkatkan efisiensi dalam mendeteksi dan mengklasifikasi cacat pada biji kopi adalah dengan menggunakan teknologi visi komputer. Pemanfaatan teknologi visi komputer dalam mendeteksi kecacatan biji kopi memberikan banyak keuntungan dalam produksi kopi (**Bertona et al., 2020**). Pemilihan kriteria kopi yang berkualitas dalam produksi masih menggunakan teknik manual, sehingga menjadi keterbatasan untuk memilih biji kopi yang berkualitas (**Rachmato & Risanti, 2019**). Namun, dalam proses ini, terdapat beberapa kekurangan yang dapat memengaruhi kualitas akhir biji kopi yang dihasilkan. Dalam proses pemilihan biji kopi, menemukan beberapa kendala di antaranya memerlukan banyak waktu dan biaya, kelelahan atau tekanan lingkungan dapat memengaruhi kemampuan petani dalam pemilahan dengan akurat. Pemanfaatan teknologi visi komputer dalam pemilahan biji kopi dapat memberikan banyak keuntungan dalam produksi kopi. Keberagaman varietas kopi dan pengolahan yang berbeda memberikan ragam cita rasa dan karakteristik yang memikat bagi para pecinta kopi di seluruh dunia. Adapun gambar biji kopi dapat dilihat pada Gambar 1



Gambar 1 Biji Kopi

Dalam konteks pemilahan biji kopi yang baik dan biji kopi yang cacat, konveyor lebih efektif digunakan untuk proses pemilahan. Konveyor merupakan sebuah alat otomatis yang dirancang khusus menggerakkan dan memindahkan benda, barang, atau bahan dari satu tempat ke tempat lain secara berkelanjutan (**Bajda & Hardygóra, 2019**). Komponen utama konveyor meliputi *belt* atau rantai yang bergerak di atas *roller* atau *pulley* untuk mengangkat benda, serta motor yang

memberikan daya pada pergerakan, juga memiliki rangka atau *frame* yang memberikan struktur dan dukungan, sementara sensor dan pengendali mengontrol operasi dan arah pergerakan.

Mesin konveyor memegang peranan penting dalam industri pengolahan, memungkinkan produksi yang efisien dan berkelanjutan. Namun, meskipun memberikan keuntungan dalam hal efisiensi produksi, penggunaan mesin konveyor juga membawa tantangan tersendiri, terutama terkait dengan kualitas gambar. Gerakan dari *belt* konveyor dapat menyebabkan getaran dan pergeseran yang tidak diinginkan pada objek yang sedang dipindahkan. Akibatnya, gambar yang dihasilkan dari objek tersebut dapat menjadi kabur atau tidak jelas serta perubahan warna akibat pencahayaan. Hal ini menjadi kendala serius dalam proses deteksi cacat pada biji kopi, dimana akurasi dan ketepatan gambar sangat penting. Deteksi cacat yang dilakukan pada gambar yang kabur atau tidak jelas dapat mengakibatkan hasil yang tidak dapat diandalkan dan peningkatan jumlah kesalahan.

Dalam industri pengolahan kopi, kualitas produk akhir sangat bergantung pada kualitas biji kopi yang digunakan, sehingga proses deteksi kecacatan pada biji kopi menjadi hal yang penting untuk diteliti. Cacat seperti biji yang pecah, berjamur, atau terkontaminasi dapat memengaruhi rasa dan kualitas kopi yang dihasilkan.

1.2 Landasan Teori

1.2.1 Kopi

Buah kopi adalah buah yang tumbuh pada tanaman kopi, yang tergolong dalam keluarga *Rubiaceae* (**Adiwijaya, et al.**). Buah ini memiliki bentuk bulat atau oval dan memiliki warna yang bervariasi, antara lain merah, kuning, atau ungu ketika sudah matang. Setiap buah kopi biasanya berisi dua biji kopi, yang dikenal sebagai biji kopi hijau (*green coffee beans*). Kopi Arabika sering dianggap sebagai kopi berkualitas tinggi dengan cita rasa yang halus dan kompleks. Sementara itu, kopi Robusta memiliki cita rasa yang lebih kuat dan pahit. Selain itu, terdapat pula berbagai varietas kopi lain yang tumbuh di berbagai wilayah, dengan karakter masing-masing. Biji kopi yang dihasilkan dari buah kopi merupakan bahan dasar utama dalam pembuatan berbagai jenis minuman kopi, termasuk kopi hitam, *espresso*, *cappuccino*, *latte*, dan sebagainya.

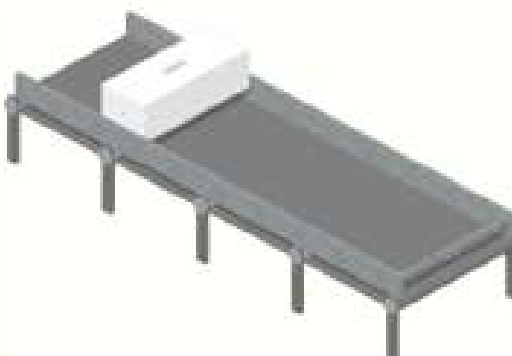
Deteksi kecacatan biji kopi memiliki peranan penting dalam menentukan kualitas akhir biji kopi (**Adzkiya, et al., 2022**). Proses pengolahan buah kopi hingga menjadi biji kopi melalui proses yang panjang. Kecacatan pada biji kopi seperti biji berlubang, biji pecah, biji coklat, biji hitam kemudian diikuti biji berlubang dan biji berlubang lebih dari satu. Biji pecah umumnya karena buah kopi masih muda, sehingga pada saat proses pengupasan kulit buah kopi (*pulping*) menjadi pecah, biji berlubang akibat serangan serangga. Biji kopi hitam biasanya disebabkan oleh penyakit yang menyerang buah kopi (**Setyani et al., 2018**). Adapun gambar biji kopi antara biji kopi yang baik dan cacat pada dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Biji Kopi, (a) biji kopi baik , (b) biji kopi cacat

1.2.2 Conveyor

Sistem konveyor adalah peralatan transportasi atau pemindah yang berfungsi untuk mengangkat dan memindahkan bahan-bahan industri (Huang, et. al, 2019). Konveyor biasanya mengangkat dan memindahkan bahan dari satu tempat ke tempat yang sudah ditentukan. Konsepnya mirip dengan jalur bergerak yang secara tetap membawa benda-benda melalui perjalanan yang telah ditetapkan sebelumnya. Konveyor terdiri dari beberapa komponen utama, diantaranya adalah belt atau rantai yang bergerak di atas roller atau pulley untuk membawa barang, motor yang memberikan tenaga pada pergerakan, serta frame atau rangka yang memberikan struktur dan dukungan. Keuntungan utama dari konveyor meliputi peningkatan efisiensi dalam pemindahan, konsistensi dalam pergerakan benda, kemampuan untuk mengangkat barang dengan kecepatan yang dapat diatur, dan pengurangan biaya tenaga kerja. Dalam industri pertanian, sistem konveyor juga dapat diterapkan untuk membantu dalam pemilahan dan pengolahan hasil pertanian, seperti dalam pemilahan Biji kopi. Adapun ilustrasi gambar mesin konveyor dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Mesin Konveyor

1.2.3 Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Citra merupakan salah satu komponen penting dalam multimedia karena mengandung informasi dalam bentuk visual dan memiliki karakteristik yang tidak dimiliki oleh teks maupun audio. Citra digital secara khusus dapat didefinisikan sebagai fungsi dua variabel, $f(x,y)$, di mana x dan y mewakili koordinat spasial, sedangkan nilai $f(x,y)$ merepresentasikan intensitas citra pada titik koordinat tersebut

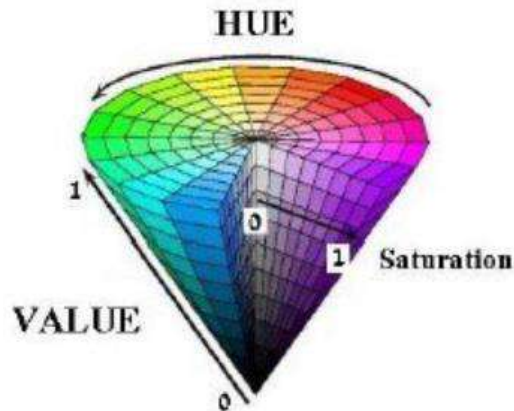
(Wibowo & Susanto, 2017). Dengan kata lain, citra digital adalah representasi diskrit dari fungsi intensitas cahaya dalam bidang dua dimensi. Melalui citra digital, informasi visual dapat direpresentasikan dengan lebih efektif dan detail, memungkinkan komunikasi visual yang lebih kuat dan efisien. Penggunaan citra digital meliputi berbagai aplikasi, seperti pemrosesan gambar medis, analisis citra satelit, pemrosesan gambar forensik, desain grafis, dan banyak lagi. Dengan kemampuannya yang unik untuk merepresentasikan dunia nyata dalam bentuk visual yang dapat dimanipulasi dan dianalisis, citra digital memiliki peran yang sangat penting dalam berbagai bidang.

1.2.4 Ruang Warna HSV

Ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) adalah salah satu model ruang warna yang sering digunakan dalam computer vision untuk analisis dan pemrosesan gambar. Dalam model ini, warna direpresentasikan oleh tiga komponen utama:

1. H (*Hue*): Komponen ini mewakili jenis warna dan diukur dalam derajat, berkisar dari 0 hingga 360. Hue menunjukkan warna dasar tanpa memperhatikan kecerahan atau kejenuhan.
2. S (*Saturation*): Saturation menggambarkan keberagaman atau keintensifan warna. Semakin tinggi nilainya, semakin jenuh atau “kaya” warna tersebut. Nilai saturation berkisar antara 0 (warna netral, seperti putih, abu-abu, atau hitam) hingga 100% (warna yang paling jenuh).
3. V (*Value*): Komponen ini menentukan tingkat kecerahan atau nilai cahaya dari warna. Nilainya berkisar dari 0 (hitam) hingga 100 (putih), dengan nilai-nilai antara mewakili tingkat kecerahan di antara kedua ekstrim tersebut.

Keunggulan utama ruang warna HSV adalah bahwa warna yang dihasilkan sesuai dengan persepsi warna oleh mata manusia (Pusadan, et. al, 2022). Selain itu, HSV juga relatif tahan terhadap perubahan intensitas cahaya. Dengan kata lain, warna dalam ruang warna HSV cenderung tetap konsisten meskipun ada perubahan dalam pencahayaan atau kondisi lingkungan. Dibandingkan dengan model warna lain seperti RGB (*Red, Green, Blue*), yang merupakan hasil pencampuran warna primer, HSV lebih intuitif dan mudah dipahami oleh manusia. Ruang warna ini sering digunakan dalam berbagai aplikasi visi komputer, termasuk segmentasi warna, deteksi objek, dan analisis citra. Adapun gambar ruang warna HSV dapat dilihat pada gambar 4.

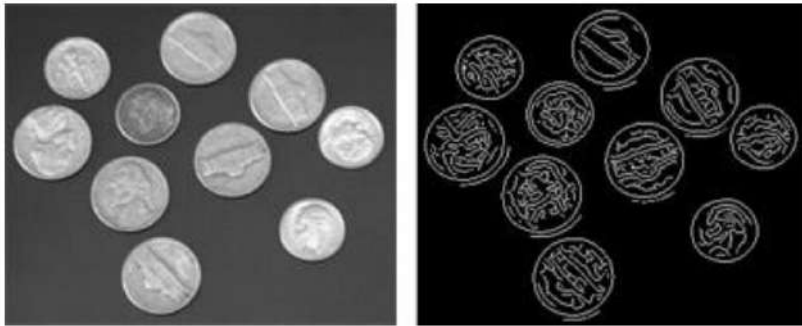


Gambar 4 Ruang Warna HSV

1.2.5 Deteksi Tepi

Deteksi tepi adalah salah satu teknik dalam pengolahan citra yang digunakan untuk menemukan tepi atau kontur objek dalam gambar. Tujuan utamanya adalah untuk menemukan perubahan tajam dalam intensitas piksel yang menandakan batas antara objek dan latar belakang (**Arboleda, et. al, 2020**). Ada beberapa metode yang umum digunakan dalam deteksi tepi, termasuk metode *Sobel*, metode *Prewitt*, metode *Canny*, dan metode *Laplacian of Gaussian* (LoG). Metode *Sobel* dan *Prewitt* menggunakan operasi konvolusi dengan kernel untuk menekankan perubahan tajam dalam intensitas piksel secara vertikal dan horizontal. Metode *Canny*, di sisi lain, adalah metode yang lebih kompleks yang melibatkan beberapa tahap, termasuk penekanan tepi, penemuan tepi dengan menggunakan ambang batas, dan menghubungkan tepi yang terdekat untuk menghasilkan tepi yang lebih akurat. Metode LoG menggabungkan operasi filtrasi *Gaussian* dengan deteksi tepi menggunakan operator *Laplacian* untuk menemukan tepi dengan lebih akurat di sekitar area dengan perubahan tajam.

Deteksi tepi penting dalam berbagai aplikasi, termasuk segmentasi objek, pengenalan pola, penglihatan mesin, dan pengolahan citra medis. Dengan menemukan tepi dalam gambar, informasi penting tentang bentuk dan struktur objek dapat diekstraksi, yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut dan pengambilan keputusan dalam sistem berbasis citra (**Dioses, et. al., 2021**). Berikut adalah contoh implementasi dari *Edge detection* dan *line detection* pada *image processing*. Adapun gambar deteksi tepi dapat dilihat pada Gambar 5.

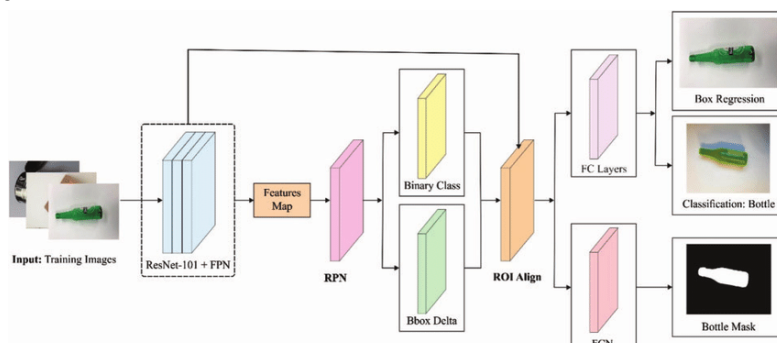


Gambar 5 Deteksi Tepi

Computer vision adalah proses otomatis yang mengintegrasikan sejumlah besar proses untuk persepsi visual, seperti akusisi citra, pengolahan citra, pengenalan dan pembuatan keputusan. *Computer vision* mencoba meniru cara kerja sistem visual manusia (*human vision*) yang sesungguhnya sangat kompleks, bagaimana manusia melihat objek dengan indra penglihatan (mata), lalu citra objek diteruskan ke otak untuk diinterpretasi sehingga manusia mengerti objek apa yang tampak dalam pandangan mata. Selanjutnya hasil interpretasi ini digunakan untuk pengambilan keputusan (Widodo, 2020).

1.2.6 Deteksi Objek Mask-RCNN

Deteksi objek merupakan fondasi utama dalam pengembangan sistem visi komputer yang mampu mengenali dan menandai objek tertentu dalam gambar atau video dengan tingkat akurasi yang tinggi. Salah satu teknik yang banyak digunakan dalam deteksi objek adalah menggunakan model *Mask R-CNN*, yang memungkinkan identifikasi objek dengan tepat sasaran serta penentuan wilayah objek yang sangat detail. Dengan bantuan teknologi deteksi objek seperti ini, berbagai aplikasi praktis dapat diwujudkan, seperti penguatan sistem keamanan melalui deteksi individu atau objek mencurigakan dalam rekaman CCTV, serta pengembangan kendaraan otonom yang mampu mengenali dan merespons terhadap objek di sekitarnya dengan akurat. Adapun gambaran struktur kerja dari Mask RCNN dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6 Struktur Kerja Mask-RCNN

Tidak hanya dalam bidang keamanan dan kendaraan otonom, tetapi deteksi objek juga berperan penting dalam analisis medis dan pengenalan wajah. Dalam bidang analisis medis, model *Mask R-CNN* dapat digunakan untuk mengidentifikasi struktur anatomi dalam citra medis, seperti deteksi tumor pada gambar MRI, memberikan sumbangan besar dalam diagnosis penyakit dan perawatan pasien. Di sisi lain, dalam sistem pengenalan wajah, teknologi deteksi objek memungkinkan penemuan dan identifikasi wajah dalam gambar atau video, memperkuat sistem keamanan serta manajemen identitas secara efisien dan efektif. Dengan demikian, deteksi objek dengan model *Mask R-CNN* menjadi landasan penting dalam pengembangan berbagai aplikasi yang berpotensi meningkatkan keamanan, efisiensi, dan kualitas hidup dalam berbagai bidang kehidupan.

1.3 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan tantangan yang dihadapi dalam industri pengolahan kopi, rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengimplementasikan algoritma *Mask R-CNN* untuk mendeteksi cacat biji kopi dan mengatasi penurunan kualitas gambar akibat gerakan *belt* konveyor?
2. Bagaimana performa sistem dalam mendeteksi kecacatan biji kopi menggunakan algoritma *Mask R-CNN* pada konveyor secara *real-time*?

1.4 Tujuan dan Manfaat

1.4.1 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan algoritma *Mask R-CNN* dalam mendeteksi cacat pada biji kopi serta mengatasi penurunan kualitas gambar seperti blur dan pencahayaan yang disebabkan oleh gerakan *belt* konveyor.
2. Menganalisis performa sistem deteksi cacat biji kopi menggunakan algoritma *Mask R-CNN* yang diterapkan pada mesin konveyor untuk memungkinkan deteksi cacat secara *real-time*..

1.4.2 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Kontribusi terhadap pengetahuan, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem deteksi cacat biji kopi yang lebih efisien dan akurat menggunakan algoritma *Mask R-CNN*, sehingga dapat menggantikan proses inspeksi manual yang sering memakan waktu dan kurang konsisten.
2. Penelitian ini juga memberikan solusi terhadap penurunan kualitas gambar akibat gerakan *belt* konveyor, memungkinkan implementasi deteksi cacat

secara *real-time* yang dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil produksi biji kopi.

BAB II

METODE PENELITIAN

2.1 Tempat dan Waktu

Penelitian ini dimulai pada bulan Desember 2023 dan berlangsung hingga Oktober 2024. Objek penelitian berupa biji kopi diambil dari daerah Kabupaten mammasa. Proses pengambilan video objek Biji kopi dilakukan di Laboratoriun *Artificial Intelligence and Multimedia Processing* (AIMP), Departemen Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Hasanuddin.

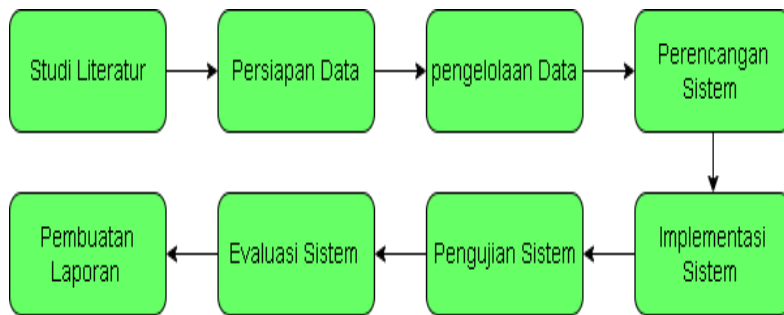
2.2 Benda Uji dan Alat

Benda dan alat yang digunakan dalam penelitian ini meliputi perangkat lunak dan perangkat keras berikut:

1. Perangkat lunak
 - a. Operating Sistem Operasi Windows 11 Pro, 64 bit
 - b. Anaconda
 - c. *Jupyter Notebook*
 - d. *Python*
 - e. *Microsoft Excel*
 - f. *Microsoft Word*
 - g. Arduino IDE
2. Perangkat keras
 - a. Kamera Logitech Brio Ultra HD
 - b. Komputer Asus: Dengan prosesor intel Core i7-13700 (24 CPUs) dan RAM 16 GB
 - c. Arduino Uno
 - d. DC motor
 - e. Driver motor L293D
 - f. *Power supply*
 - g. Motor servo
 - h. *Conveyor belt*
 - i. LED strip
 - j. Box kamera
 - k. *Electronic Digital Caliper*

2.3 Tahapan penelitian

Penelitian dilakukan dengan beberapa tahapan seperti yang ditunjukkan pada gambar 7 berikut ini:



Gambar 7 Tahapan Penelitian

2.4 Teknik Pengambilan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil langsung dari kebun biji kopi milik warga di daerah Kabupaten Mamasa dan diproses di *Laboratorium Artificial Intelligence and Multimedia Processing (AIMP)*, Departemen Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Hasanuddin yang dilengkapi dengan fasilitas untuk pemrosesan citra digital dan analisis data. Lingkungan laboratorium ini memungkinkan untuk pengaturan yang terkontrol dalam hal pencahayaan dan penempatan kamera untuk mendapatkan hasil gambar yang konsisten dari objek biji kopi yang diproses pada *conveyor belt*. Sebelum pengambilan data video objek biji kopi,

Pengambilan data video menggunakan kamera Logitech Brio Ultra HD. Video direkam dengan posisi kamera terpasang pada box menghadap lurus ke bawah dengan jarak antara kamera dan objek 15 cm serta pengaturan pencahayaan sebesar 132 lx. Warna *belt* yang digunakan sekaligus sebagai *background* dari objek adalah putih untuk memaksimalkan kontras antara objek biji kopi dan *background*. *Conveyor belt* bergerak dengan kecepatan *gearbox* motor sebesar 0.13 m/s, 0.25 m/s dan 0.34 m/s Hasil rekaman video disimpan dalam format .MP4 dengan 30 *Frame Per Second (FPS)* dan resolusi 1920 x 1080 piksel. Ilustrasi pengambilan data biji kopi pada *conveyor* ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8 Teknik pengambilan data

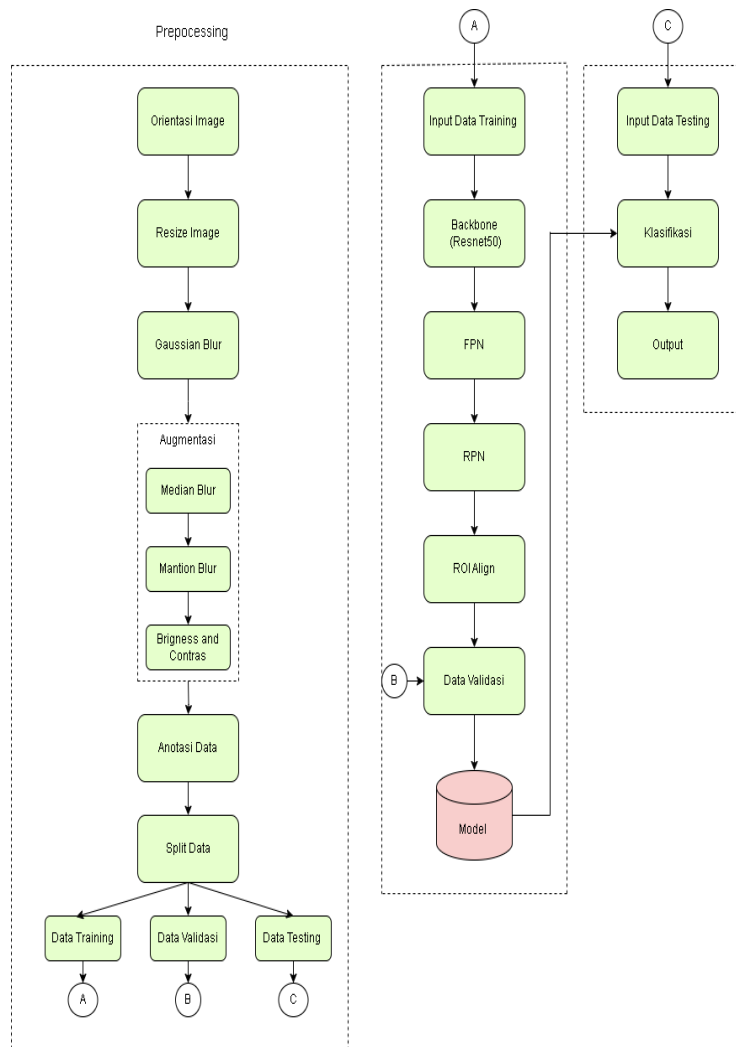
Gambar di atas menunjukkan penempatan kamera serta mekanisme pengambilan data di sepanjang *conveyor belt*. Gambar ini membantu memberikan pemahaman visual tentang bagaimana data diambil dan digunakan dalam penelitian ini. Pada saat pengambilan data, dilakukan beberapa skenario pengaturan kecepatan dan jarak kamera terhadap objek. Skenario kombinasi kecepatan *belt conveyor* dan jarak kamera ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Tabel pengambilan data pada tiga kecepatan konveyor

Kecepatan	Skenario		
	Sedikit (1-5 biji)	Sedang (5-10 biji)	Padat (10-15 biji)
0,13 m/s			
0,25 m/s			
0,34 m/s			

2.5 Perancangan dan Implementasi Sistem

Perancangan sistem bertujuan untuk memberikan gambaran detail mengenai sistem yang akan dikembangkan, serta memahami alur proses dalam sistem tersebut. Adapun rancangan sistem deteksi dan klasifikasi biji kopi ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9 Rancangan Sistem

Berdasarkan Gambar 9 perancangan sistem terdiri dari beberapa proses, yang diuraikan sebagai berikut:

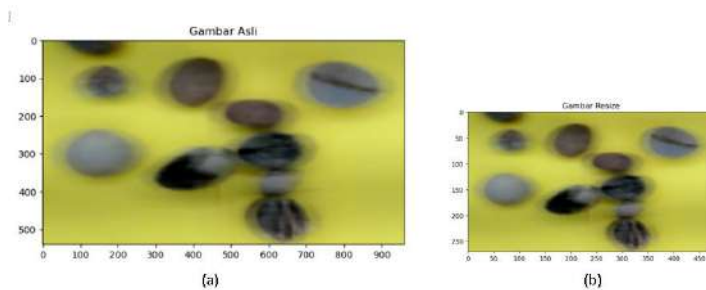
2.5.1 Preprocessing

Pada tahap ini, data yang digunakan berupa video dari setiap kelas biji kopi yang direkam di atas conveyor belt yang bergerak. Biji kopi direkam secara acak atau bercampur pada conveyor belt. Preprocessing dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra sehingga memiliki kualitas yang baik. Adapun proses yang dilakukan pada tahap ini sebagai berikut:

- a. *Data collection* (pengumpulan data) adalah proses mengumpulkan informasi atau data dari berbagai sumber untuk tujuan analisis, penelitian, atau pengambilan

keputusan. Data yang dikumpulkan dapat berupa gambar biji kopi baik biji kopi yang baik dan cacat.

- b. *Resize image* (mengubah ukuran gambar) adalah proses mengubah dimensi gambar, baik memperbesar atau memperkecil ukuran gambar sesuai kebutuhan. Proses ini dilakukan untuk mengurangi ukuran file, menyesuaikan gambar dengan tampilan tertentu, atau mengoptimalkan gambar untuk penggunaan tertentu. Adapun gambar perbandingan *resize image* sebelum dan sesudah pada 10.



Gambar 10 Contoh hasil perbandingan *resize image* (a) sebelum, (b) setelah

- c. *Gaussian* untuk memberikan efek blur. Namun, *Gaussian Blur* tidak menghilangkan blur; justru digunakan untuk membuat gambar lebih halus atau kabur. Hal ini dilakukan untuk membuat gambar kaya akan data pada saat pengujian pada penelitian seputar image processing.

Langkah Kerja *Gaussian Blur*

a) Input Gambar:

- Gambar dimasukkan ke dalam algoritma *Gaussian blur*.
- Setiap piksel dalam gambar akan dirata-ratakan dengan piksel di sekitarnya berdasarkan distribusi *Gaussian*.

b) Kernel *Gaussian*:

- Kernel *Gaussian* adalah matriks 2D yang mendistribusikan nilai berdasarkan fungsi *Gaussian*:
- Parameter utama:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

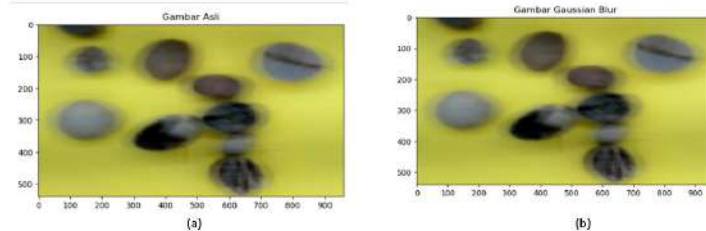
Gaussian Blur adalah teknik smoothing (pelembutan) pada gambar yang menggunakan Kernel size: Ukuran matriks *Gaussian* (misalnya, 3x3, 5x5). Sigma (σ): Mengontrol tingkat pelembutan (blur) dalam gambar. Nilai yang lebih besar memberikan efek blur lebih kuat.

- Convolution:

Kernel *Gaussian* diaplikasikan ke setiap piksel dalam gambar melalui proses *convolusi*:

- Setiap piksel dihitung sebagai rata-rata berbobot dari piksel-piksel di sekitarnya, di mana bobot diambil dari kernel *Gaussian*.

- Piksel di tengah kernel mendapatkan bobot tertinggi, dan piksel di tepi mendapatkan bobot lebih rendah.
- Output Gambar:
 - Hasilnya adalah gambar yang lebih halus (blur), di mana noise atau detail kecil dihilangkan.



Gambar 11 Contoh hasil perbandingan resize image Gaussian blur (a) sebelum, (b) setelah

d. Augmentasi adalah proses membuat variasi baru dari data yang ada dengan menggunakan teknik tertentu, untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data yang digunakan dalam pelatihan model machine learning, tanpa harus mengumpulkan data baru. Pada dasarnya, augmentasi menciptakan salinan data yang dimodifikasi (misalnya, dengan rotasi, pemotongan, zoom, flipping, atau penambahan noise pada gambar) untuk memperkaya dataset, meningkatkan kemampuan model untuk generalisasi, dan mencegah overfitting (model terlalu terlatih pada data pelatihan dan tidak mampu mengenali data baru). Adapun teknik yang akan digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- 1) *Brightness*: Meningkatkan atau menurunkan tingkat kecerahan seluruh piksel dalam gambar. Secara matematis, dilakukan dengan menambahkan nilai konstan ke setiap piksel:

$$I_{\{new\}(x,y)} = I(x,y) + b \quad (1)$$

Di mana:

- $I(x,y)$: Intensitas piksel asli.
- b : Nilai brightness (positif untuk mencerahkan, negatif untuk menggelapkan).

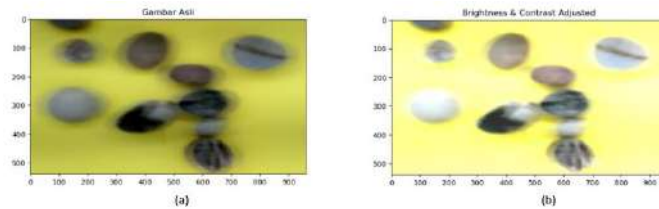
- 2) *Contrast*: Meningkatkan atau menurunkan perbedaan antara piksel terang dan gelap, membuat gambar terlihat lebih tajam atau lebih datar. Secara matematis, dilakukan dengan mengalikan piksel dengan skalar:

$$I_{(new)}(x,y) = c \cdot (I(x,y) - \text{mean}) + \text{mean} \quad (2)$$

Di mana:

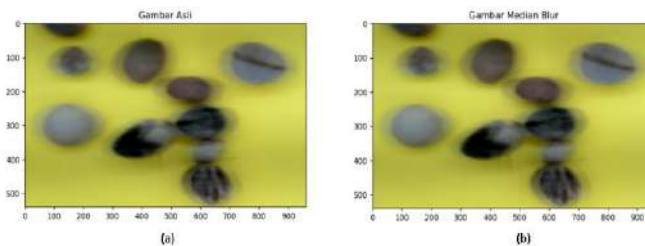
- c : Faktor contrast (lebih besar dari 1 untuk meningkatkan, antara 0 dan 1 untuk mengurangi).

Adapun gambar brightness and contrast adjustud pada Gambar 12.



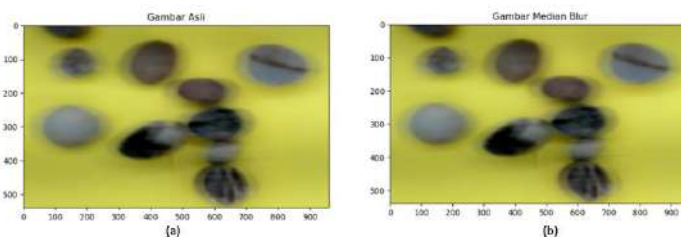
Gambar 12 *Brightness dan Contrast* a) sebelum, (b) setelah

- 3) *Median Blur* adalah salah satu metode untuk menghilangkan noise pada gambar. Filter ini bekerja dengan menggantikan nilai pixel di gambar dengan nilai median dari pixel-pixel tetangganya. Median blur efektif untuk mengurangi salt-and-pepper noise atau bintik-bintik kecil tanpa mengurangi tepi (edges) terlalu banyak. Adapun contoh gambar median blur dapat dilihat pada Gambar 13



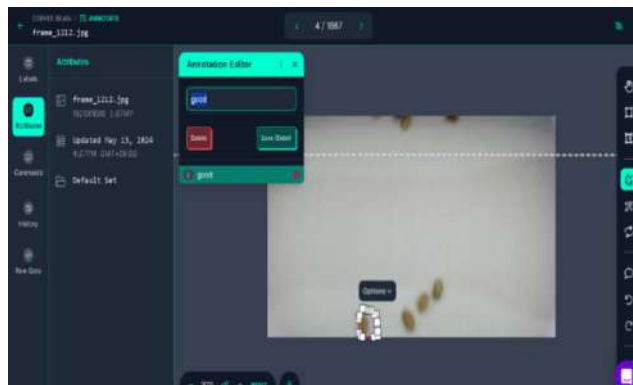
Gambar 13 Contoh Hasil perbandingan Gaussiab Blur (a) sebelum , (b) Setelah

- 4) Motion Blur adalah efek yang meniru buramnya objek yang bergerak cepat dalam gambar. Efek ini biasanya dihasilkan saat ada gerakan kamera atau objek selama pengambilan gambar. Filter ini menciptakan efek seperti gerakan dengan cara mengaburkan gambar sepanjang arah tertentu (horizontal atau vertikal). Adapun gambar metion blur dapat dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14 Motion Blur a) sebelum, (b) setelah

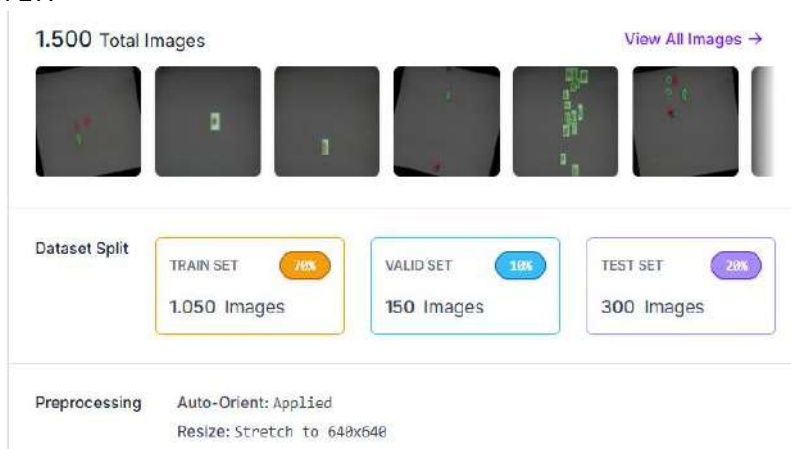
- e. Anotasi merujuk pada proses memberi label atau tanda pada gambar biji kopi untuk menandai bagian-bagian yang mengalami kecacatan, seperti kerusakan fisik seperti biji yang pecah , berlubang dan berjamur. Proses anotasi menggunakan roboflow dilihat pada Gambar 15.



Gambar 15 Anotasi menggunakan Roboflow

- f. Split dataset (pembagian dataset) adalah proses membagi sebuah dataset menjadi dua atau lebih subset yang berbeda, untuk tujuan yang berbeda dalam pengembangan dan evaluasi model machine learning. Pembagian ini penting untuk memastikan bahwa model tidak hanya menghafal data yang ada (overfitting).

Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian utama: set pelatihan (training set), set validasi (validation set), dan set pengujian (testing set). Set pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan set validasi digunakan untuk memonitor kinerja model selama pelatihan dan menyesuaikan hyperparameter yang digunakan. Total gambar yang dianotasi dengan kelas adalah 1500 gambar. Pembagian dataset untuk 3 bagian utama dibagi dengan proporsi yang berbeda yaitu 70% (1050 gambar) ditujukan untuk tujuan pelatihan, 20% (300 gambar) untuk tujuan pengujian, dan 10% (150 gambar) untuk tujuan validasi. Split Data set dapat dilihat pada Gambar 17 dan informasi dataset pada Gambar 16 dan 17.



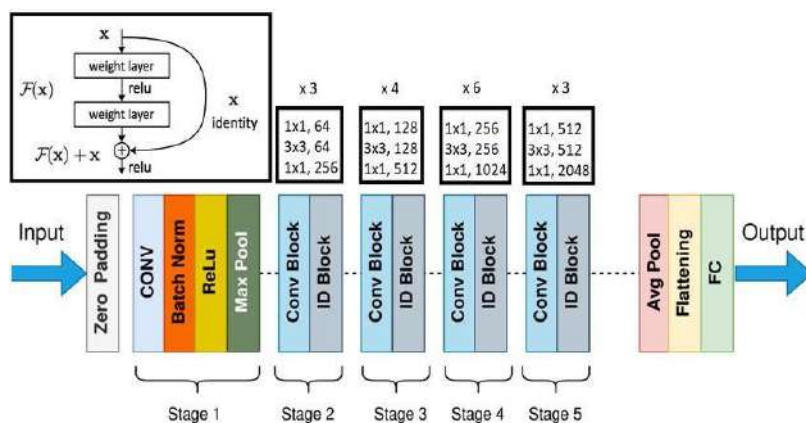
Gambar 16 Split Dataset

COLOR	COUNT	CLASS NAME
	668	bad
	848	good

Gambar 17 Informasi Dataset

2.5.2 Training

a. ResNet50



Gambar 18 Backbone ResNet50(Tong et al.,2020)

ResNet-50 adalah arsitektur jaringan konvolusi dalam (*deep convolutional neural network*) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada pelatihan model jaringan mendalam (*Deep Neural Network*). ResNet, atau *Residual Network*, diperkenalkan oleh He et al. pada tahun 2015 melalui makalah terkenal mereka, "*Deep Residual Learning for Image Recognition*." ResNet-50 adalah varian dari ResNet dengan 50 lapisan yang terdiri dari lapisan *convolussion*, *pooling*, *fully connected*, dan *residual blocks*.

ResNet-50 berfungsi sebagai *backbone* atau *ekstraktor* fitur untuk tugas-tugas komputer vision, seperti *object detection*, *image classification*, dan *segmentation*. Berikut penjelasan lebih lanjut:

a) Ekstraksi Fitur Visual:

- ResNet-50 digunakan untuk mengekstrak fitur visual penting dari gambar input.
- Fitur-fitur ini meliputi tepi, tekstur, pola, dan informasi semantik yang lebih tinggi, yang kemudian digunakan oleh modul lain dalam model untuk membuat prediksi.

b) Pretrained Model:

- ResNet-50 sering digunakan sebagai model pretrained yang telah dilatih sebelumnya pada dataset besar seperti ImageNet (sebuah pangkalan data visual berskala besar yang dirancang untuk penelitian perangkat lunak pengenalan objek visual). Model ini menyediakan fitur yang kaya untuk berbagai tugas komputer vision tanpa perlu melatih model dari awal.

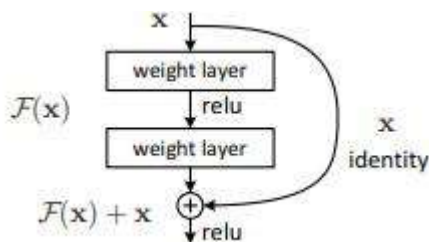
c) Kedalaman Jaringan:

- ResNet-50 terdiri dari 50 lapisan, yang membuatnya mampu menangkap representasi fitur kompleks. Ini memberikan kemampuan untuk memahami pola tinggi seperti bentuk objek, warna, atau tekstur dengan tingkat abstraksi yang lebih dalam.

d) Skip Connections:

Fitur utama dari ResNet adalah residual connections, di mana input dari suatu lapisan

- langsung dilewatkan ke lapisan berikutnya. Ini membantu untuk Mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan yang sangat dalam dan dapat mempercepat proses pelatihan dengan mempermudah pembelajaran identitas pada lapisan tambahan. Proses yang digunakan dikenal juga dengan istilah Skip Connections.



Gambar 19 *Residual Learning: a building block*

Dalam konteks arsitektur, jika ada lapisan yang merusak kinerja model dalam jaringan biasa, lapisan tersebut akan dilewati karena adanya *Skip Connections*. Dari Gambar 19, yaitu terkait Arsitektur Rasnet50 dimana Rasnet50 dapat dipecah menjadi 6 bagian:

- Input Pre-processing
- Cfg[0] blocks
- Cfg[1] blocks
- Cfg[2] blocks
- Cfg[3] blocks
- Fully-connected layer

b. *Feature Pyramid Network (FPN)*

FPN dirancang untuk mengatasi tantangan deteksi objek dengan ukuran dan skala yang bervariasi dalam gambar. Arsitektur ini memanfaatkan hierarki fitur multi-skala yang ada dalam jaringan konvolusional untuk membangun piramida fitur yang kaya informasi semantik pada setiap tingkat skala.

Kelebihan FPN:

- Efektif untuk Objek Kecil: Informasi dari lapisan resolusi tinggi membantu mendeteksi objek kecil yang sulit ditemukan oleh jaringan konvolusi biasa.
- *Multi-scale Detection*: Memungkinkan deteksi objek pada berbagai skala (kecil, sedang, besar) dalam satu gambar.
- Efisiensi Komputasi: Menggunakan kembali peta fitur dari *backbone* seperti ResNet, tanpa menambahkan banyak komputasi.

c. *Region Proposal Network (RPN)*

RPN adalah jaringan kecil yang dirancang untuk menghasilkan *region proposals*, yaitu wilayah pada gambar yang kemungkinan mengandung objek.

Kelebihan RPN:

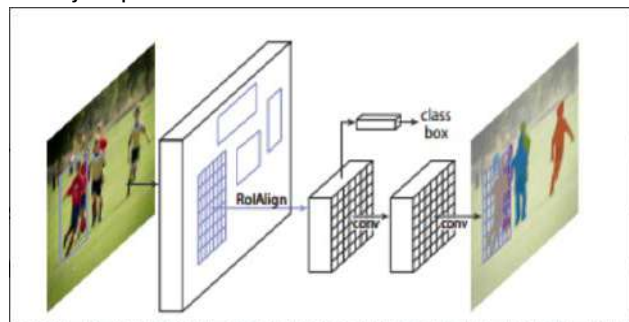
- Efisien: RPN mempercepat deteksi objek dengan mengurangi jumlah wilayah yang perlu diperiksa oleh model.
- Anchor Boxes: Kemampuan untuk menangkap objek dengan berbagai skala dan rasio.
- Integrasi dengan Model Deteksi: RPN dirancang untuk terhubung langsung dengan model deteksi seperti Faster R-CNN atau Mask R-CNN.

d. *RoI Align (Region of Interest Align)*

RoI Align merupakan suatu metode dalam visi komputer, khususnya dalam konteks *object detection* dan *instance segmentation*, yang digunakan untuk meningkatkan akurasi dalam proses ekstraksi fitur dari wilayah yang dianggap penting dalam gambar (Region of Interest, RoI).

e. Mask R-CNN

Pada penelitian ini menggunakan algoritma Mask R-CNN untuk mendeteksi kecacatan pada biji kopi.



Gambar 20 Arsitektur Mask R-CNN

Mask R-CNN tidak secara langsung “menyimpan data,” tetapi ada beberapa bagian yang menangani data hasil inferensi atau pelatihan :

1) Region Proposal Network (RPN):

- Menghasilkan dan menyimpan kandidat *bounding boxes* untuk diproses lebih lanjut.
- Data bounding box ini digunakan untuk inferensi dan evaluasi.

2) RoI Align:

- Menyimpan peta fitur hasil cropping dari bounding boxes, yang kemudian diproses untuk klasifikasi dan mask segmentasi.

3) Output Head:

- Hasil bounding box, klasifikasi objek, dan mask segmentasi disimpan sebagai output akhir.
- Data ini sering disimpan dalam format JSON, COCO format, atau format lainnya untuk evaluasi atau penggunaan lebih lanjut.

4) Model Checkpoints:

- Selama pelatihan, data model (berat dan parameter) disimpan dalam file checkpoint (misalnya, model_final.pth).
- File ini digunakan untuk menyimpan kemampuan model dan melanjutkan pelatihan atau melakukan inferensi atau deteksi.

Jadi secara eksplisit, bagian yang menyimpan data:

- RPN: Menyimpan *region proposals*.
- RoI Align: Menyimpan peta fitur dari *bounding boxes*.
- Output Head: Menyimpan hasil prediksi seperti *bounding box*, label kelas, dan mask segmentasi.
- Model Checkpoints: Menyimpan parameter pelatihan model untuk penggunaan di masa depan.