

---

## RANCANG BANGUN ALAT SORTIR KUALITAS BUAH KOPI WONOSALAM BERBASIS IMAGE PROCESSING

Adi Kurniawan Saputro<sup>1)</sup>, Riza Alfita<sup>2)</sup>, Mohammad Hidayatulloh<sup>3)</sup>, Miftachul Ulum<sup>4)</sup>, Haryanto<sup>5)</sup>,  
Muttaqin Hardiwansyah<sup>6)</sup>

<sup>1), 2), 3), 4), 5), 6)</sup> Teknik Elektro Universitas Trunojoyo Madura

Jl. Raya Telang, PO BOX 02 Kec. Kamal, Bangkalan.

Email : [adi.kurniawan@trunojoyo.ac.id](mailto:adi.kurniawan@trunojoyo.ac.id)<sup>1)</sup>, [riza.alfita@trunojoyo.ac.id](mailto:riza.alfita@trunojoyo.ac.id)<sup>2)</sup>,  
[180431100072@student.trunojoyo.ac.id](mailto:180431100072@student.trunojoyo.ac.id)<sup>3)</sup>, [miftachul.ulum@trunojoyo.ac.id](mailto:miftachul.ulum@trunojoyo.ac.id)<sup>4)</sup>, [haryanto@trunojoyo.ac.id](mailto:haryanto@trunojoyo.ac.id)<sup>5)</sup>,  
[muttaqin.hardiwansyah@trunojoyo.ac.id](mailto:muttaqin.hardiwansyah@trunojoyo.ac.id)<sup>6)</sup>

Received: July 07, 2023. Accepted: September 09, 2023

### Abstrak

Kualitas kopi sangat ditentukan oleh proses pengolahan biji kopi. Tahap pertama yakni pemetikan buah kopi dari pohonnya yang dilakukan oleh petani kopi Wonosalam. Pemetikan dilakukan dengan hanya mengambil buah kopi yang benar-benar matang karena jika tercampur dengan buah yang mentah maka akan dapat mempengaruhi kualitas serta rasa dari kopi itu sendiri. Selain dari tingkat kematangan buah, kecacatan buah juga berpengaruh terhadap kualitasnya. Sejauh ini pemetikan dilakukan secara manual oleh petani. Para petani seringkali memetik buah yang masih mentah dikarenakan keterbatasan waktu, sehingga buah yang belum cukup matang serta buah yang cacat akan lolos dari proses seleksi. Akibatnya para petani kemudian melakukan sortir ulang sehingga mengurangi tingkat produktivitas mereka. Untuk mengatasi masalah tersebut diusulkan sebuah alat sortir kualitas buah kopi Wonosalam berbasis *image processing*. Pada penelitian ini dilakukan dengan membandingkan 2 metode yang digunakan dalam proses klasifikasi buah kopi. Yakni metode yang diusulkan dan metode YOLOv3. Metode YOLOv3 dipilih dikarenakan prosesnya yang cukup ringan dengan kemampuan deteksi secara *multi scale*. Dari penelitian yang dilakukan didapatkan hasil pada proses pengenalan objek akurasi total metode YOLOv3 mencapai 90.89%. Sedangkan pada metode *image processing* total akurasi yang didapatkan adalah 88%. Terdapat selisih sebesar 2.89% antara kedua metode tersebut. Akan tetapi pada saat proses sortasi metode yang diusulkan lebih unggul dibanding metode YOLOv3.

Kata kunci: Kopi; Wonosalam; Image Processing; Metode YOLOv3

### Abstract

*The quality of coffee is greatly determined by the processing of coffee beans. The first stage is the picking of coffee fruit from the tree, which is done by Wonosalam coffee farmers. Picking is done by only taking fully ripe fruit because if it is mixed with unripe fruit, it will affect the quality and taste of the coffee itself. In addition to the level of fruit ripeness, the defects of the fruit also affect its quality. So far, the picking is done manually by farmers. Farmers often pick unripe fruit because they are in a hurry, so unripe fruit and defective fruit will also be harvested. As a result, farmers then sort again, reducing their productivity. To*

Adi Kurniawan Saputro, Riza Alfita, Mohammad Hidayatulloh, Miftachul Ulum, Haryanto, Muttaqin Hardiwansyah: Rancang Bangun Alat Sortir Kualitas Buah Kopi Wonosalam Berbasis Image Processing

*solve this problem, a Wonosalam coffee fruit quality sorting tool based on image processing is proposed. In this research, two methods used in coffee fruit classification are compared. Namely, the proposed method and the YOLOv3 method. The results of the research show that the total accuracy of the YOLOv3 method in the object recognition process is 90.89%. While the total accuracy obtained in the proposed method is 88%. There is a difference of 2.89% between the two methods. However, during the sorting process, the proposed method is superior to the YOLOv3 method.*

*Keyword: Coffee; Wonosalam; Image Processing; YOLOv3 Method.*

## PENDAHULUAN

Kualitas kopi sangat ditentukan oleh proses pengolahan biji kopi. Tahap pertama yakni pemetikan buah kopi dari pohonnya. Pemetikan dilakukan dengan hanya mengambil buah kopi yang benar-benar matang karena jika tercampur dengan buah yang mentah maka akan dapat mempengaruhi kualitas serta rasa dari kopi itu sendiri. Sejauh ini pemetikan dilakukan secara manual oleh petani. Para petani seringkali memetik buah yang masih mentah karena terburu-buru. Setelah melewati proses pemetikan buah kopi, proses selanjutnya adalah pensortiran buah defect dengan cara merendamnya dalam bak berisi air. Buah yang mengambang sudah dipastikan defect dan harus dipisahkan dari buah yang bagus. Setelah itu masuk ke proses pengeringan buah kopi. Dalam proses ini terkadang petani juga disibukkan untuk memilah buah kopi yang masih mentah sehingga tingkat produktifitas petani menjadi menurun. Setelah kering kemudian kopi akan diselep dan disetor ke pengepul kopi. Pengepul kopi menerima kopi yang sudah berupa biji atau kopi bean. Pengepul juga melakukan proses sortasi lagi yaitu sortasi untuk biji atau kopi bean yang defect. Kopi defect adalah kopi yang rusak, rusaknya ditandai dengan adanya lubang pada biji, berwarna gelap dan biji pecah. Setelah itu barulah kopi akan siap diroasting.

Berdasarkan penelitian oleh Nanda dan Syaryadhi [1] tentang “Perancangan Sistem Sortir Buah Kopi Berdasarkan Warna Dengan Teknik Citra Digital Berbasis Mikrokontroler Atmega 328p” dapat ditarik kesimpulan bahwa sistem ini mampu mengklasifikasikan buah kopi sesuai dengan kelasnya yakni merah, orange dan hijau. Waktu

yang dibutuhkan untuk menyortir 1 buah kopi adalah 10,463924 detik. Hasil pengujian dari algoritma pemilahan buah kopi, sistem telah dapat mengenali dari 90 sampel buah kopi yang terdiri dari 30 buah kopi berwarna merah, 30 buah kopi berwarna orange dan 30 buah kopi berwarna hijau. Keakuratan pemilahan 30 sampel buah kopi berwarna merah adalah 93,333%, pemilahan 30 sampel buah berwarna orange adalah 100% dan pemilahan 30 sampel berwarna hijau adalah 86,666%. Untuk keakuratan dari seluruh sampel buah kopi yang diuji yaitu sebanyak 90 buah adalah 93,333%. Kelebihan dari penelitian ini adalah penggunaan citra digital yang dinilai berhasil dalam pengklasifikasian kematangan buah. Akan tetapi metode yang diterapkan dinilai kurang efisien dalam melakukan klasifikasi. Hal ini dilihat dari lamanya pengambilan keputusan untuk satu buah kopi yang akan diklasifikasi. Untuk itu dalam penelitian ini akan dilakukan modifikasi metode yang diterapkan dalam penginderaan kamera.

Berdasarkan penelitian Edwin R. Arboleda, Arnel C. Fajardo dan Ruji P. Medina [2] yang berjudul “*Classification Of Coffee Bean Species Using Image Processing, Artificial Neural Network And K Nearest Neighbors*” dapat kita simpulkan bahwa makalah ini memperkenalkan jaringan saraf dan pendekatan tetangga terdekat K untuk klasifikasi biji kopi. Komputer dapat secara otomatis mengklasifikasikan tiga spesies kopi yang ditanam di provinsi Cavite melalui biji kopi yang gambardiambil dari kamera digital. Feed forward back propagation ANN dan K-nearest neighbor digunakan sebagai pengklasifikasi Hasil eksperimen menggunakan JST menunjukkan bahwa algoritma kami dapat diterapkan dengan akurasi lebih besar dari 96,67% pada tiga spesies kopi.

Menggunakan KNN akurasi 82,56% pada  $k=4$  dalam mengklasifikasikan spesies kopi tercapai. ANN adalah algoritma yang lebih baik dalam mengklasifikasikan biji kopi melalui KNN menggunakan dataset yang dihasilkan.

Berdasarkan penelitian [3] yang membahas tentang “Rancang Bangun Prototipe Alat Deteksi Warna Buah Kopi Toraja Menggunakan *Digital Image Processing* Dan Webcam” dapat disimpulkan bahwa pembuatan alat ini masih belum sempurna karena masih belum diterapkan dalam sistem mekanis secara nyata. Opencv mampu mendeteksi objek berdasarkan warna. Kelebihan dari penelitian tersebut adalah penelitian tersebut menggunakan metode yang sederhana tetapi sudah mampu melakukan deteksi terhadap objek. Sedangkan kekurangan dari penelitian tersebut adalah masih belum bisa mendeteksi ukuran dari suatu objek. Ukuran merupakan variabel yang cukup penting dalam penentuan kualitas kopi.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [4] dapat disimpulkan bahwa, berdasarkan analisis nilai-nilai fitur tersebut, yang diambil dari 200 citra kopi, disimpulkan bahwa fitur warna berupa nilai statistik dari komponen hue histogram warna lebih sesuai untuk mewakili karakter kematangan berdasarkan warna dari buah kopi. Nilai kurtosis dari histogram hue memiliki nilai berbeda untuk setiap kategori kematangan buah kopi: kopi muda memiliki nilai kurtosis 17.2–28.3, kopi setengah masak 29.2–31.4, kopi masak 32.7–83.5 dan kopi tua lebih dari 84.2. Metode fitur warna sangat cocok untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kopi berdasarkan warna kulitnya. Deteksi yang dilakukan sangat akurat. Pengklasifikasian dalam metode ini hanya untuk fitur warna, sedangkan untuk menentukan kualitas kopi masih ada variabel-variabel yang lainnya seperti bentuk dan ukuran.

Berdasarkan penelitian oleh Anita dan Sri Albarda [5] dengan judul “*Classification Cherry's Coffee using k-Nearest Neighbor (KNN) and Artificial Neural Network (ANN)*” dapat ditarik kesimpulan bahwa Asumsi kapasitas mesin 18.025,10 cm<sup>3</sup>, dan volume rata-rata buah kopi adalah 9,56 cm<sup>3</sup>, mesin sortir dapat menampung sebanyak 1.885

buah kopi ( $18.025.10 / 9.56 = 1.885,36$ ). Secara matematis, mesin BCS. Penelitian ini juga dapat menghitung efektifitas aplikasi dengan kecepatan waktu 0,75 detik untuk mengklasifikasikan 4 buah kopi. Hasil evaluasi dengan simulasi yang dilakukan saat terdapat jumlah buah kopi sebanyak 1.885 dengan cara konvensional dilakukan dalam waktu 1 jam 33 menit tanpa henti mesin dapat melakukannya dalam waktu 356,02 detik atau setara dengan 6 menit. Dalam jurnal ini percobaan klasifikasi kopi cherry menggunakan algoritma A Neural Network dan K Near Neighbor. Sampel kopi cherry sebanyak 600. Hasil klasifikasi adalah komputer dapat mengenali klasifikasi secara otomatis, yaitu kopi matang, setengah matang, rusak, bentuk, dan tidak matang sesuai dengan unsur 3 (tiga) indikator ke 17 (tujuh belas). Tingkat kematangan dan kualitas buah ceri kopi tidak hanya pada gambaran warna merahnya saja tetapi ada parameter lain seperti bentuk dan tekstur kulit buah ceri kopi. Hasil percobaan menggunakan JST memiliki akurasi sebesar 24,41%. ANN mengenali gambar 598 dari 600 sampel yang digunakan. Hasil percobaan menggunakan KNN memiliki akurasi sebesar 72,12%. KNN mengenali 600 sampel. Hasil yang dicapai tidak sesuai dengan ambang batas yang ditentukan yaitu 80%. Namun pencapaian dari percobaan ini sudah dapat digunakan untuk membuat klasifikasi cherry kopi. Kesimpulannya, metode KNN lebih baik untuk membuat klasifikasi kopi cherry daripada menggunakan algoritma ANN.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan tingkat akurasi antara metode yang diusulkan dengan metode YOLOv3. Akurasi ini meliputi bagaimana kinerja metode tersebut saat melakukan pengenalan objek, saat melakukan sortir, serta saat melakukan proses sortir pada perbedaan PWM motor konveyor.

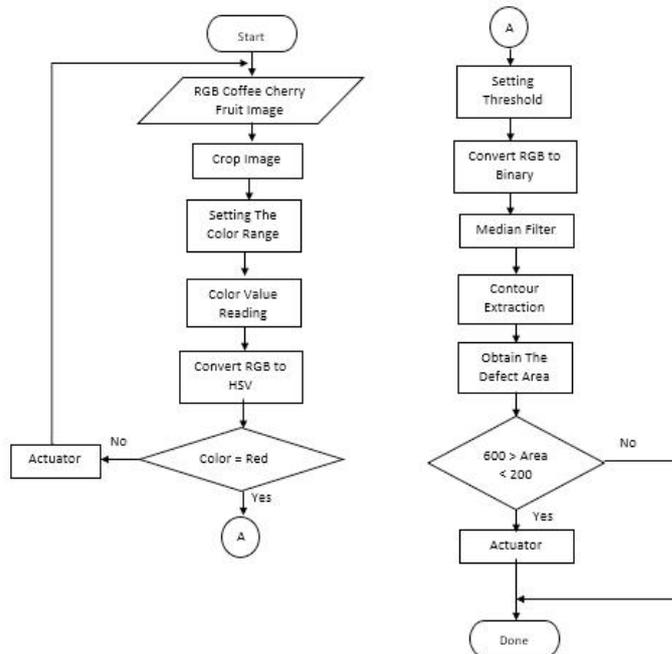
## METODE PENELITIAN

### Metode Yang Diusulkan

Dalam makalah ini diusulkan sebuah algoritma *image processing* dengan *rule base* seperti pada *flowchart*. Dapat dilihat dalam gambar 1, input citra akan dilakukan cropping. Kemudian akan masuk ke

dalam dua bagian, bagian kiri untuk tahapan pembacaan tingkat kematangan dan di bagian

kanan adalah deteksi cacat.



Gambar 1. Flow Chart Metode *image processing*

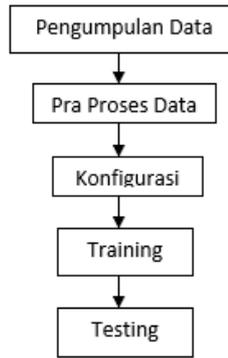
Pada pembacaan tingkat kematangan citra RGB akan diubah menjadi citra HSV (*Hue Saturation Value*)[6]. Kemudian range dari parameter matang dan mentah ditetapkan. Lalu melakukan transformasi morfologis dengan operasi dilasi. Hal ini bertujuan agar memberikan efek tebal pada objek. Barulah hasil prediksi akan ditampilkan dengan kotak pembatas (*bounding box*).

Pada deteksi kecacatan pada buah, citra RGB akan dikonversi menjadi citra biner dengan menerapkan ambang batas agar dapat melakukan segmentasi citra. Dari sini dihasilkan citra biner dengan noise yang cukup besar. Untuk mengatasi hal tersebut diperlukan pengurangan derau dengan menerapkan metode median filter. Metode ini dipilih karena mampu mempertahankan tepi dari objek. Setelah didapatkan hasil yang cukup baik, selanjutnya yakni melakukan deteksi tepi dengan menerapkan operasi *canny edge detection*. Dari metode ini dihasilkan garis luar dari buah dan garis dalam yang merupakan bentuk dari kecacatan buah seperti lubang maupun busuk. Kemudian garis akan

dipertebal dengan menggunakan morfologi dilasi dan ditutup dengan transformasi *black-hat*. Garis yang mendeteksi kecacatan akan menjadi suatu objek berbentuk menyerupai lingkaran, sehingga dari sini dapat dilakukan perhitungan luas kontur. Kontur dengan luas tertentu akan dideteksi sebagai suatu kecacatan. Kemudian akan dilakukan *plotting bounding box*.

**Metode YOLOv**

Metode YOLO (*You Only Look Once*) merupakan metode untuk deteksi objek secara real time. Metode ini akan melakukan penentuan terhadap suatu objek tertentu dan mengklasifikasikan objek tersebut. Citra input akan dibagi ke dalam beberapa sel kisi. Untuk setiap objek yang ada dalam gambar, satu sel grid harus memprediksinya[7]. Setiap sel grid akan memprediksi *bounding box* B dan probabilitas kelas C. *Bounding box* memiliki 5 komponen yakni *x,y,w,h* dan tingkat kepercayaan [8][9].



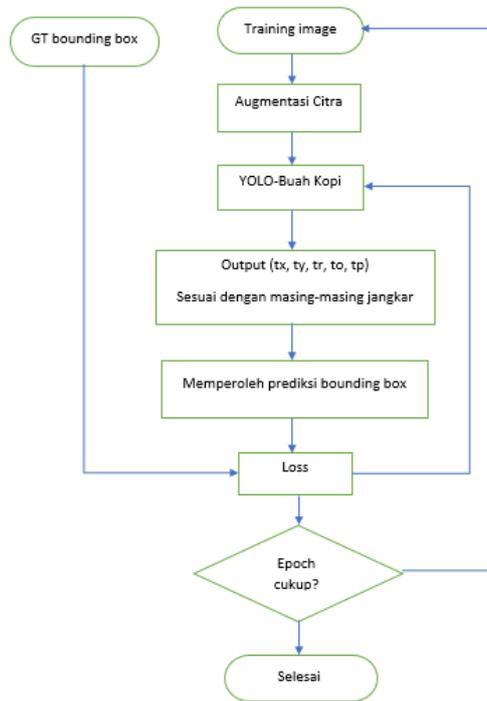
Gambar 2 Flowchart Metode YOLOv3

1. Pengumpulan dataset citra



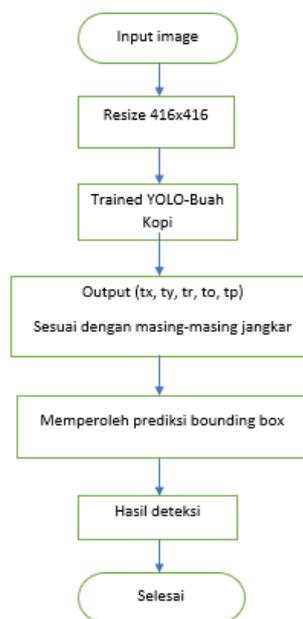
Gambar 3 Dataset Buah Kopi

2. Pra Proses Citra: Pra proses citra adalah suatu pelabelan dan perubahan ukuran citra[10]. Semua dataset citra akan dilakukan pelabelan guna menyimpan informasi terkait suatu citra. Proses pelabelan dilakukan dengan cara memberikan bounding box beserta nama kelas pada setiap objek citra[11].
3. Konfigurasi Jaringan YOLO: Konfigurasi jaringan diperlukan untuk memuat data yang akan dilatih.
4. Pelatihan Model: Pelatihan model dilakukan agar mendapatkan model YOLO. Model ini yang nantinya akan digunakan sebagai pendeteksi objek.



Gambar 4 Flowchart Training Data

5. Pengujian Model: Pengujian dilakukan secara real time melalui webcam yang terhubung pada perangkat PC. Pengujian dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi dari suatu model.



Gambar 5 Flowchart Deteksi Objek

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian-pengujian yang dilakukan serta analisa dari hasil pengujian yang dilakukan adalah:

### Pengujian Metode *Image Processing*

Pada metode yang diusulkan proses pengolahan citra digital dimulai dengan melakukan pembacaan citra melalui kamera. Kemudian citra akan dilakukan tahapan pengolahan citra pertama kali

yakni *cropping*. Setelah melewati proses pemangkasan citra, selanjutnya akan dilakukan penetapan range warna citra. Setelah itu akan dilakukan proses konversi dari citra dengan warna BGR (*Blue Green Red*) menjadi citra dengan warna HSV (*Hue Saturation Value*). Didapatkan hasil seperti pada gambar 6.



Gambar 6 Konversi RGB2HSV

Konversi warna pada citra diatas dilakukan berdasarkan rumus konversi citra RGB to HSV. Dari rumus dari konversi diperoleh:

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B}, b = \frac{B}{R+G+B}$$

$$V = \max(r,g,b)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{Jika } V = 0 \\ 1 - \frac{\min(r,g,b)}{V} & \text{Jika } V > 0 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} 0, & \text{Jika } S = 0 \\ \frac{60 \times (g-b)}{S \times V}, & \text{Jika } V = r \\ 60 \times \left[ 2 + \frac{b-r}{S \times V} \right], & \text{Jika } V = g \\ 60 \times \left[ 4 + \frac{r-g}{S \times V} \right] & \text{Jika } V = b \end{cases}$$

$$H = H+360 \quad \text{Jika } H < 0$$

Di dalam modul atau *package* OpenCV rumus ini sudah disediakan dalam *syntaks* `cv2.COLOR_RGB2HSV` untuk citra warna RGB dan `cv2.COLOR_BGR2HSV` untuk warna citra BGR. Dengan menerapkan pembatasan citra yang

sudah dilakukan, maka citra buah kopi akan dapat diklasifikasikan berdasarkan range pada citra berwarna HSV tersebut.

Setelah mendapatkan informasi citra buah kopi dari proses konversi ke citra HSV tersebut, citra BGR akan dikonversi menjadi citra dengan warna biner agar mendapatkan *masker*. Selain itu pengkonversian ini juga bertujuan untuk mendeteksi adanya lubang, busuk atau pecah pada fisik buah kopi.

Dalam melakukan konversi ke citra biner, citra diharuskan untuk melewati proses konversi ke citra berskala *gray scale* atau citra beskala keabu-abuan. Rumus konversi citra ke *gray scale* adalah sebagai berikut:

$$I = a \times R + b \times G + c \times B$$

$$\text{dimana } a = 0,2989 ; b = 0,5870 ; c = 0,1141$$

Hasil konversi citra tersebut dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7 Konversi RGB2GrayScale

Setelah dilakukan konversi menjadi citra *gray scale*, barulah citra akan dapat dikonversi menjadi citra biner. Pengkonversian ini dilakukan menggunakan *Threshold* atau nilai ambang sebesar 50. Konversi ini dilakukan menggunakan rumus berikut:

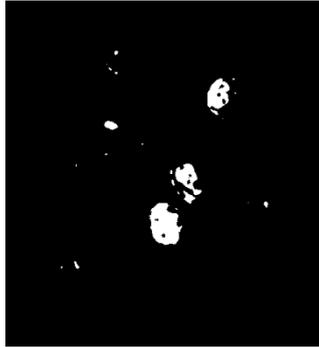
$$b(i) = \begin{cases} 0, & i \geq a \\ 1, & i < a \end{cases}$$

Dimana jika intensitas lebih besar atau sama dengan ambang, maka intensitas ditetapkan sebesar 255. Dan sebaliknya, jika intensitas kurang dari nilai ambang, maka ditetapkan nilai 0.

Pengkonversian citra tersebut dilakukan dengan menambahkan proses pengurangan derau dengan menerapkan metode *filter median*. Metode *filter median* diterapkan agar membantu proses penghilangan *noise* citra. *Noise* yang terdapat pada citra merupakan *noise* garam (*salt*) dan merica. Prinsip kerja pengurangan derau dengan menggunakan metode *filter median* adalah dengan mengambil nilai kernel *mask filtering*. Pada penelitian ini menggunakan kernel 5x5. Dari nilai piksel dalam kernel 5x5 tersebut kemudian diurutkan masing-masing piksel yang bertetangga dan akan diambil nilai median dari deretan nilai masing-masing piksel tersebut. Dengan menerapkan metode seperti ini maka *noise* pada citra akan hilang.

Setelah mendapatkan citra berwarna biner, selanjutnya adalah mencari kecacatan yang terdapat pada suatu objek dengan cara melakukan ekstraksi fitur. Fitur yang akan diambil adalah fitur kontur. Kontur menyatakan kurva yang menghubungkan piksel-piksel yang mempunyai intensitas atau warna sama. Pada openCV ekstraksi kontur ini dilakukan menggunakan perintah *cv2.findContours()*.

Setelah mendapatkan kontur maka selanjutnya adalah melakukan pembacaan luas dari suatu objek. Luas atau area menyatakan jumlah piksel yang terkandung dalam suatu objek. Besaran ini dapat diperoleh dengan memanggil *cv2.contourArea()*. Perhitungan luas ini dimaksudkan untuk mendeteksi kecacatan yang terdapat pada suatu objek dengan cara melakukan pembacaan luas objek berwarna hitam dan menerapkan batasan luasnya terlebih dahulu. Untuk kecacatan berupa buah busuk, luas yang ditentukan atau dideteksi sebagai suatu kebusukan adalah luas yang melebihi 700 piksel. Kemudian untuk mendeteksi lubang pada buah, ukuran luas yang ditetapkan lebih kecil dari pada luas buah busuk yakni luas antara 100-200 piksel.



Gambar 8 Hasil Pengenalan Cacat Pada Buah

Setelah melalui beberapa proses di atas didapatkan hasil deteksi dengan menerapkan *bounding box* atau kotak pembatas dengan cara mendeklarasikan

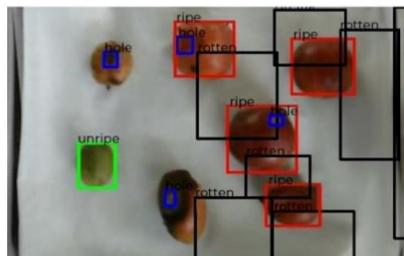
sumbu x, y, panjang dan lebar. Kemudian memberi pembatas dengan perintah *cv2.boundingrect()*. Hasil deteksi objek dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9 Hasil Deteksi

Pada pengujian deteksi objek di atas dapat dilakukan dengan baik. Warna konveyor yang digunakan adalah warna hitam. Percobaan

selanjutnya adalah dengan mengganti warna konveyor menjadi warna putih. Hasil dari percobaan tersebut dapat dilihat pada 10.



Gambar 10 Hasil Deteksi Pada Background Putih

Pada percobaan menggunakan konveyor berwarna putih hasil deteksi sangat jauh dengan yang

diharapkan. Kesalahan pembacaan objek ini diakibatkan karena pada program menggunakan

konversi citra biner dengan atribut inverter atau pembalik dengan *syntax* `cv2.THRESH_BINARY_INV`. Jadi, warna biner yang semulanya berwarna hitam akan dibalik menjadi berwarna putih, begitupun sebaliknya. Sehingga pembacaan konveyor berwarna putih akan dibaca sebagai suatu objek dengan luas dan kriteria yang sama dengan kriteria objek yang dideteksi sebagai buah kopi busuk.

### Pengujian Metode YOLOv3

*Preprocessing* pada penelitian ini yakni dengan menyiapkan data yang akan dilatih. Proses training atau pelatihan model menggunakan dataset sejumlah 1.160 gambar buah kopi. Dari total data yang dimiliki tersebut merupakan data citra buah kopi *random* yang sudah dikumpulkan sebelumnya. Data diambil dari *kaggle.com* dan dari akuisisi citra secara manual. Kemudian data yang sudah disiapkan akan dilakukan pelabelan. Terdapat 5 kelas dalam pelabelan ini yakni matang, mentah, lubang, pecah dan busuk.

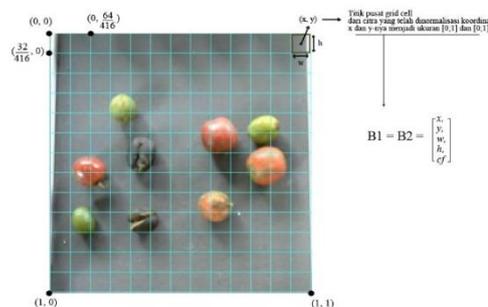
Anotasi atau pelabelan dilakukan dengan melihat karakteristik dari citra buah kopi secara visual seperti warna, tekstur, lubang dan kebusukan. Kemudian setelah dilakukan pelabelan maka akan

didapatkan sebuah file dengan format teks yang berisi kelas, koordinat x dan y dari objek. Kemudian file tersebut dijadikan satu folder lalu diupload di google drive.

Setelah diupload maka akan dilakukan proses training. Training dilakukan dengan menggunakan google collab. Google collab dipilih dikarenakan memiliki fitur GPU yang dapat diakses secara gratis. Sehingga proses training yang dilakukan tidak terlalu berat. Proses training dilakukan dengan menggunakan arsitektur darknet53.

Pengenalan citra pada metode ini dilakukan dengan cara membaca input citra kemudian mengubah ukurannya menjadi  $416 \times 416$ . Kemudian akan dibuat menjadi grid dengan ukuran  $13 \times 13$ . Sehingga terdapat 169 grid cell.

Setiap grid cell memiliki 5 komponen yakni baris ( $x$ ), kolom ( $y$ ), lebar ( $w$ ), tinggi ( $h$ ) dan nilai *confidence* ( $cf$ ).



Gambar 11 Komponen Metode YOLOv3

*Confidence* akan diset bernilai 0 ( $cf = 0$ ) ketika yang ada dalam grid cell adalah *background*. Untuk

mendapatkan *confidence* didapatkan dengan rumus:  $Confidence = Pr(Objek) \times IoU(GT, Prediksi)$

Dimana GT adalah Ground Truth.



Gambar 12 Hasil Deteksi Objek Metode YOLOv3

Pada gambar di atas dapat dilihat bahwa metode YOLOv3 dapat dengan baik mengenali objek dengan tingkat akurasi paling rendah 21% dan akurasi tertinggi mencapai 96%. Jumlah data latih sangat mempengaruhi tingkat akurasi pada proses pengenalan objek

Pada pengujian ini menggunakan 22 sampel setiap kelasnya. Angka ini diambil dikarenakan pengujian yang bertahap mulai dari 1 objek hingga 15 objek yang jika dijumlahkan maka setiap kelas memiliki jumlah sampel sebanyak 22.

**Analisa Pengenalan Objek**

1. Metode *Image Processing*

Tabel 1 Akurasi Pengenalan Objek Metode Image Processing

Sampel Buah	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian Sistem		Presentase Keberhasilan
		<i>Sesuai</i>	<i>Tidak Sesuai</i>	
Matang	22	21	1	95.4%
Mentah	22	20	2	90.9%
Defect/cacat	22	17	5	77.2%

Pada metode yang diusulkan total akurasi yang didapatkan sebesar 88%. Adapun faktor yang sangat berpengaruh dalam proses pengenalan buah kopi adalah cahaya sekitar. Tingkat cahaya yang terlalu terang menyebabkan buah merah segar (BMS) terbaca mentah. Kurangnya tingkat cahaya juga dapat mempengaruhi kesalahan alat dalam

melakukan pembacaan atau pengenalan objek. Selain itu arah cahaya juga mempengaruhi pembacaan pada kecacatan buah kopi. Bayangan objek yang tidak tepat jatuh pada area objek juga dapat dibaca sebagai suatu kecacatan berupa lubang.

2. Metode YOLOv3

Tabel 2 Akurasi Pengenalan Objek Metode YOLOv3

Sampel Buah	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		<i>Sesuai</i>	<i>Tidak Sesuai</i>	
Matang	22	20	2	90.9%
Mentah	22	21	1	95.4%
Defect/cacat	22	19	3	86.36%

Pada metode YOLOv3 tingkat total akurasi yang didapatkan pada pengenalan objek sebesar 90.89%. Pada metode YOLOv3 perbedaan cahaya memiliki pengaruh kecil terhadap kesalahan deteksi. Hal ini dikarenakan metode ini sudah merupakan metode *Deep Learning*, yang mana pada proses pengenalan objek dilakukan melalui proses *training*.

**Analisa Proses Sortir Pada Perbedaan RPM Motor**

Pada pengujian ini menggunakan motor DC sebagai penggerak conveyor dengan maksimal RPM (Revolusi Per Menit) sebesar 150 RPM.

1. Metode *Image Processing*

a) Percobaan Pada 18 RPM

Tabel 3 Akurasi Metode Usulan Pada 18 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	29	1	97%
Ke-2	30	28	2	93%
Ke-3	30	26	4	87%

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\%$$

$$= \frac{97 + 93 + 87}{3} \times 100\%$$

= 92.3%

b) Percobaan Pada 25 RPM

Tabel 4 Akurasi Metode Usulan Pada 25 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	27	3	90%
Ke-2	30	25	5	83%
Ke-3	30	24	6	80%

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\%$$

$$= \frac{90 + 83 + 80}{3} \times 100\%$$

= 84,33%

c) Percobaan Pada 30 RPM

Tabel 5 Akurasi Metode Usulan Pada 30 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	23	7	77%
Ke-2	30	24	6	80%
Ke-3	30	23	7	77%

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\% \\ &= \frac{77 + 80 + 77}{3} \times 100\% \\ &= 78\% \end{aligned}$$

2. Metode YOLOv3

a. Percobaan Pada 18 RPM

Tabel 6 Akurasi Metode Usulan Pada 18 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	19	11	63%
Ke-2	30	17	13	57%
Ke-3	30	18	12	60%

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\% \\ &= \frac{63 + 57 + 60}{3} \times 100\% \\ &= 60\% \end{aligned}$$

b. Percobaan Pada 25 RPM

Tabel 7 Akurasi Metode Usulan Pada 25 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	17	13	57%
Ke-2	30	16	14	53%
Ke-3	30	15	15	50%

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\% \\ &= \frac{57 + 53 + 50}{3} \times 100\% \\ &= 53,33\% \end{aligned}$$

c. Percobaan Pada 30 RPM

Tabel 8 Akurasi Metode Usulan Pada 30 RPM

Percobaan	Jumlah Sampel	Hasil Pengujian sistem		Presentase Keberhasilan
		Sesuai	Tidak Sesuai	
Ke-1	30	12	18	40%
Ke-2	30	13	17	43%
Ke-3	30	14	16	47%

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\text{Percobaan 1} + \text{Percobaan 2} + \text{Percobaan 3}}{\text{Total sampel data}} \times 100\% \\ &= \frac{40 + 43 + 47}{3} \times 100\% = 43,33\% \end{aligned}$$

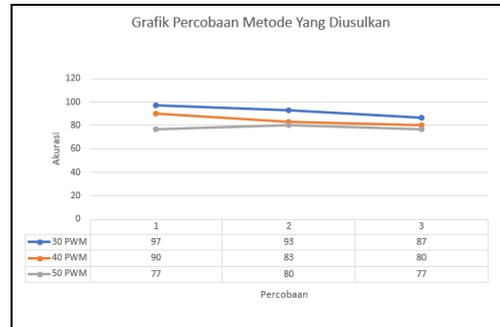
**Analisa Perbandingan Metode**

Pada proses pengenalan objek metode YOLOv3 mampu mendapatkan hasil akurasi yang tinggi

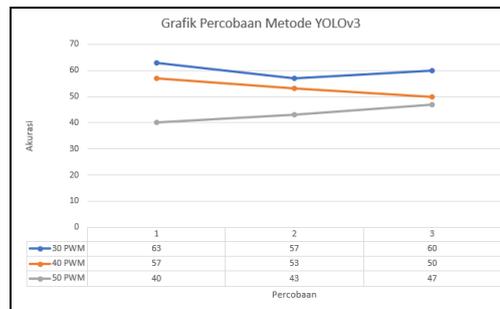
dibandingkan metode yang diusulkan. Akurasi total pada metode YOLOv3 mencapai 90.89%. Sedangkan pada metode yang diusulkan total akurasi yang didapatkan adalah 88%. Terdapat selisih sebesar 2.89% antara kedua metode tersebut. Hal ini disebabkan karena pada metode yang diusulkan, cahaya merupakan faktor yang paling

berpengaruh pada saat melakukan deteksi objek. Bayangan yang tidak jatuh tepat pada bawah objek akan dideteksi terjadi suatu kecacatan seperti lubang maupun busuk. Sedangkan pada metode YOLOv3 cahaya hanya berpengaruh pada

pembacaan buah merah segar. Terlalu tinggi intensitas cahaya yang dipancarkan ke objek akan membuat buah merah segar akan terbaca sebagai buah mentah.



Gambar 13 Grafik Percobaan Metode Usulan



Gambar 14 Grafik Metode YOLOv3

Grafik diatas merupakan akurasi kedua metode saat melakukan proses sortasi (konveyor berjalan). Didapatkan data metode yang diusulkan lebih unggul dibanding dengan metode YOLOv3. Hal ini disebabkan karena perbedaan tingkat FPS (*Frame per Second*). Pada metode yang diusulkan FPS kamera bisa mencapai 12 FPS. Sedangkan pada metode YOLOv3 maksimal hanya mencapai 6 FPS. Perbedaan ini diakibatkan karena metode yang diusulkan hanya menggunakan metode sederhana yang mana pengenalan objek hanya dilakukan secara manual, sedangkan pada metode YOLOv3 menggunakan bobot dan konfigurasi untuk melakukan pengenalan objeknya. Tentu saja hal tersebut berpengaruh terhadap waktu program untuk mengenali objek. Pada metode YOLOv3 proses deteksi seringkali telat, akibatnya aktuatur terlambat melakukan aksinya.

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan bahwa, metode YOLOv3 lebih baik digunakan untuk mendeteksi objek buah kopi dalam keadaan diam dibanding dengan metode yang diusulkan. Hal ini dikarenakan metode YOLOv3 merupakan metode deteksi objek yang masuk dalam kategori *deep learning*. Proses pengenalan objek metode YOLOv3 mampu mendapatkan hasil akurasi yang tinggi dibandingkan metode yang diusulkan. Akurasi total pada metode YOLOv3 mencapai 90.89%. Sedangkan pada metode yang diusulkan total akurasi yang didapatkan adalah 88%. Terdapat selisih sebesar 2.89% antara kedua metode tersebut. Metode yang diusulkan lebih baik digunakan untuk mendeteksi objek buah kopi pada

saat konveyor bergerak. Hal ini dikarenakan metode ini lebih ringan pemrosesannya oleh komputer dibandingkan metode YOLOv3. Perbedaan kecepatan konveyor sangat berpengaruh terhadap tingkat akurasi proses sortase. Akurasi tertinggi yakni pada saat motor penggerak konveyor berputar sebesar 30 PWM. Buah kopi berpengaruh pada kualitas biji kopi. Buah yang kurang matang akan menghasilkan biji yang berwarna lebih hijau. Selain itu lubang atau busuk yang diakibatkan oleh PBKO akan mengakibatkan terjadinya lubang maupun pecah pada biji kopi. Hal ini sesuai dengan parameter sortasi buah kopi yang dilakukan.

#### DAFTAR RUJUKAN

- [1] T. R. Nanda and M. Syaryadhi, "Perancangan Sistem Sortir Buah Kopi Berdasarkan Warna Dengan Teknik Citra Digital Berbasis Mikrokontroler Atmega 328P," *J. Komputer, Inf. Teknol. dan Elektro*, vol. 3, no. 2, pp. 76–83, 2018.
- [2] E. R. Arboleda, A. C. Fajardo, and R. P. Medina, "Classification of coffee bean species using image processing, artificial neural network and K nearest neighbors," *2018 IEEE Int. Conf. Innov. Res. Dev. ICIRD 2018*, no. August 2019, pp. 1–5, 2018, doi: 10.1109/ICIRD.2018.8376326.
- [3] M. L. Paembonan, "DETEKSI WARNA BUAH KOPI TORAJA MENGGUNAKAN DIGITAL IMAGE PROCESSING DAN WEBCAM," pp. 1–5.
- [4] H. Syahputra and F. Arnia, "Karakterisasi Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Warna Kulit Kopi Menggunakan Histogram dan Momen Warna," vol. 8, no. 1, 2019.
- [5] S. Anita and Albarda, "Classification Cherry's Coffee using k-Nearest Neighbor (KNN) and Artificial Neural Network (ANN)," *2020 Int. Conf. Inf. Technol. Syst. Innov. ICITSI 2020 - Proc.*, pp. 117–122, 2020, doi: 10.1109/ICITSI50517.2020.9264927.
- [6] A. K. Saputro, K. A. Wibisono, and F. P. Pratiwi, "Identification of Disease Types on Tea - Plant Varieties Based Image Processing with K-Nearest Neighbor Method," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1569, no. 3, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1569/3/032078.
- [7] J. Jing, D. Zhuo, H. Zhang, Y. Liang, and M. Zheng, "Fabric defect detection using the improved YOLOv3 model," *J. Eng. Fiber. Fabr.*, vol. 15, 2020, doi: 10.1177/1558925020908268.
- [8] A. Kuznetsova, T. Maleva, and V. Soloviev, "Using YOLOv3 algorithm with pre- And post-processing for apple detection in fruit-harvesting robot," *Agronomy*, vol. 10, no. 7, 2020, doi: 10.3390/agronomy10071016.
- [9] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement," 2018.
- [10] G. Liu, J. C. Nouaze, P. L. T. Mbouembe, and J. H. Kim, "YOLO-tomato: A robust algorithm for tomato detection based on YOLOv3," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 7, pp. 1–20, 2020, doi: 10.3390/s20072145.
- [11] M. S. Hidayatulloh, "Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Yolo ( You Only Look Once )," pp. i–43, 2021.