

# **DETEKSI KERUSAKAN MEKANIS BUAH TOMAT CERI BERDASARKAN CITRA FLUORESEN DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

**TERSIA RALESMANTI INNOCENSIA**



**DEPARTEMEN TEKNIK MESIN DAN BIOSISTEM  
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN  
INSTITUT PERTANIAN BOGOR  
BOGOR  
2024**

@Hak cipta milik IPB University

IPB University



- Hak Cipta Dilindungi Undang-undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
    - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
    - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
  2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



@Hak cipta milik IPB University

IPB University



IPB University  
— Bogor Indonesia —

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



## PERNYATAAN MENGENAI SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa skripsi dengan judul “Deteksi Kerusakan Mekanis Buah Tomat Ceri Berdasarkan Citra Fluoresen dengan Metode *Convolutional Neural Network*” adalah karya saya dengan arahan dari dosen pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, April 2024

Tersia Ralesmanti Innocensia  
F1401201099

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



## ABSTRAK

TERSIA RALESMANTI INNOCENSIA. Deteksi Kerusakan Mekanis Buah Tomat Ceri Berdasarkan Citra Fluoresen dengan Metode *Convolutional Neural Network*. Dibimbing oleh MOHAMAD SOLAHUDIN dan SLAMET WIDODO.

Tomat ceri merupakan komoditas buah dengan nilai ekonomis tinggi bagi Indonesia. Namun, hingga saat ini, kerusakan mekanis sering terjadi dalam berbagai tahap, mulai dari panen hingga penyimpanan. Deteksi kerusakan mekanis pada tomat ceri umumnya masih dilakukan secara manual, yakni dengan menggunakan mata secara langsung. Proses tersebut rentan terhadap subjektivitas, kelelahan, dan kesalahan pandang. Tujuan penelitian ini mengembangkan suatu metode deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri seperti memar dan sayat dengan citra fluoresen menggunakan metode *convolutional neural network* (CNN). Hasil penelitian diharapkan mampu memberikan kemudahan dalam deteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri secara lebih akurat yang nantinya dapat diimplementasikan untuk proses sortasi. Penelitian ini menggunakan lampu ultraviolet tipe-c, *longpass filter*, *circular polarizer filter*. Penggunaan lampu ultraviolet dan filter-filter kamera tersebut untuk menghasilkan citra fluoresen sesuai dengan karakteristik buah tomat ceri. Penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv8 pada Google Colaboratory. Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan: (1) pengumpulan *dataset*, (2) identifikasi dan pelabelan data, (3) *training dataset*, (4) pengujian model *deep learning*, (5) analisis hasil uji fungsional model *deep learning*. Nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* berturut-turut sebesar 95,33%; 100,00%; 87,78%, 93,49%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mendeteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri dengan akurat dan presisi.

Kata kunci: CNN, deteksi kerusakan, fluoresen, tomat ceri, YOLO

## ABSTRACT

TERSIA RALESMANTI INNOCENSIA. Detection of Mechanical Damage in Cherry Tomatoes Based on Fluorescent Imagery with Convolutional Neural Network. Supervised by MOHAMAD SOLAHUDIN and SLAMET WIDODO.

Cherry tomatoes are an economically important crop for Indonesia. However, until now, mechanical damage has often occurred at various stages, from harvest to storage. Damage detection is usually done manually through visual inspection. This process is susceptible to subjective, fatigue, and errors of view. The research aims to develop a damage detection method for cherry tomatoes using fluorescence imaging and a convolutional neural network (CNN) approach. The research results are expected to be easier to detect mechanical damage to cherry tomatoes more accurately, which can later be implemented in the sorting process. This research uses a type-c ultraviolet lamp, a longpass filter, a circular polarizer filter. The use of ultraviolet lights and camera filters to produce fluorescent images according to the characteristics of cherry tomatoes. This research uses the YOLOv8 algorithm on Google Colaboratory. This research consists of several stages: (1) dataset collection, (2) data identification and labeling, (3) training dataset, (4) deep learning model testing, and (5) analysis of functional test results of the deep learning model. The accuracy, precision, recall, and F1-score values were 95.33%; 100.00%; 87.78%, 93.49%. These results show that the model built can detect mechanical damage to cherry tomatoes with accuracy and precision.

Keywords: cherry tomatoes, CNN, damage detection, fluorescent, YOLO



@Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

© Hak Cipta milik IPB, tahun 2024  
Hak Cipta dilindungi Undang-Undang

*Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik, atau tinjauan suatu masalah, dan pengutipan tersebut tidak merugikan kepentingan IPB.*

*Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apa pun tanpa izin IPB.*

# **DETEKSI KERUSAKAN MEKANIS BUAH TOMAT CERI BERDASARKAN CITRA FLUORESEN DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

**TERSIA RALESMANTI INNOCENSIA**

Skripsi  
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana pada  
Program Studi Teknik Pertanian dan Biosistem

**DEPARTEMEN TEKNIK MESIN DAN BIOSISTEM  
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN  
INSTITUT PERTANIAN BOGOR  
BOGOR  
2024**

- Hak Cipta Dilindungi Undang-undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
    - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
    - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
  2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



**@Hak cipta milik IPB University**

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.





Judul Skripsi : Deteksi Kerusakan Mekanis Buah Tomat Ceri Berdasarkan Citra  
Fluoresen dengan Metode *Convolutional Neural Network*

Nama : Tersia Ralesmanti Innocensia

NIM : F1401201099

Disetujui oleh

Pembimbing 1:

Dr. Ir. Mohamad Solahudin, M.Si.

---

Pembimbing 2:

Dr. Slamet Widodo, S.TP., M.Sc.

---

Diketahui oleh

Ketua Departemen

Teknik Mesin dan Biosistem:

Dr. Ir. Edy Hartulistyoso, M.Sc.Agr.

NIP. 196304251989031001

---

Tanggal Ujian:

2 Mei 2024

Tanggal Lulus:

(tanggal penandatanganan oleh Dekan  
Fakultas/Sekolah ...)



## PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala karunia-Nya sehingga karya ilmiah ini dapat diselesaikan dengan baik. Judul yang dipilih dalam penelitian yang dilaksanakan sejak bulan Januari 2024 sampai bulan April 2024 ini ialah “Deteksi Kerusakan Mekanis Buah Tomat Ceri Berdasarkan Citra Fluoresen dengan Metode *Convolutional Neural Network*”. Penulis menyadari bahwa atas bimbingan serta motivasi dari berbagai pihak telah membantu penulis dalam semua proses penyusunan ini. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Tuhan Yang Maha Esa karena atas izin-Nya penyusunan skripsi ini dapat selesai.
2. Orang tua dan keluarga yang selalu mendoakan serta memotivasi penulis.
3. Dr. Ir. Mohamad Solahudin, M.Si. selaku dosen pembimbing 1 yang telah membimbing serta memberikan pengarahan kepada penulis sehingga penelitian dan penyusunan skripsi ini dapat berjalan dengan lancar.
4. Dr. Slamet Widodo, S.TP., M.Sc. selaku dosen pembimbing 2 yang telah membimbing serta memberikan pengarahan kepada penulis sehingga penelitian dan penyusunan skripsi ini dapat berjalan dengan lancar.
5. Dr. Liyantono, S.TP., M.Agr. selaku dosen penguji atas saran serta masukan yang diberikan untuk skripsi ini.
6. Dr. Ir. Dyah Wulandari, M.Si. selaku moderator pada saat sidang skripsi.
7. Dosen, staff, dan seluruh civitas Departemen Teknik Mesin dan Biosistem FATETA IPB yang telah memberikan ilmu bantuan selama studi.
8. Djarum Beasiswa Plus yang telah mendukung kegiatan penulis selama studi melalui bantuan biaya pendidikan dan program pengembangan diri.
9. Bang Yuvicko Gerhaen, Bang Fahri Desrizal, Kak Nurul Istiqomah, Bang Yosua Faskayana, dan Bang Aqwam Muhammad Hanisa yang telah membimbing dan memberikan bantuan, saran, masukan, serta dukungan selama proses penelitian.
10. Rizki Moch Rijaldi, Aisyah Vidienia, Albaihaqi Bagaskara, Safina Rahmani, Adela Puspa Arjani, Sabam Ade Cahya Simanullang, Ramgy Reggy Renata, M. Fachry Raditya, Siti Abidiya Wahyuni, M. Iqbal Maulana, Fahad Fauzan Al Munawar, dan Rifqi Ramadhan Karim yang telah menemani dan memberikan bantuan, saran, serta dukungan selama proses penelitian.
11. Teman-teman Departemen Teknik Mesin dan Biosistem angkatan 57 yang telah memberikan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian dengan baik.

Semoga karya ilmiah ini bermanfaat bagi pihak yang membutuhkan dan bagi kemajuan ilmu pengetahuan.

Bogor, April 2024

*Tersia Ralesmanti Innocensia*



## DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN	x
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan	2
1.4 Manfaat	2
II TINJAUAN PUSTAKA	3
2.1 Tomat Ceri	3
2.2 Pengolahan Citra	3
2.3 Fluoresen pada Citra	4
2.4 <i>Convolutional Neural Network</i>	5
2.5 <i>You Only Look Once (YOLO)</i>	6
2.6 Evaluasi Model	7
III METODE	9
3.1 Waktu dan Tempat	9
3.2 Alat dan Bahan	9
3.3 Prosedur Kerja	10
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	15
4.1 Pengumpulan <i>dataset</i> tomat ceri	15
4.2 Identifikasi dan pelabelan data	17
4.3 <i>Training dataset</i>	19
4.4 Hasil uji <i>deep learning</i>	21
V SIMPULAN DAN SARAN	24
5.1 Simpulan	24
5.2 Saran	24
DAFTAR PUSTAKA	25
LAMPIRAN	28
RIWAYAT HIDUP	34



## DAFTAR TABEL

1	<i>Confusion Matrix</i>	7
2	Alat dan bahan yang digunakan pada penelitian	9
3	Rincian <i>dataset</i> yang digunakan	15
4	Hasil evaluasi model	21

## DAFTAR GAMBAR

1	Buah tomat ceri	3
2	Contoh fluoresen pada citra	4
3	Contoh citra RGB dan citra fluoresen	5
4	Arsitektur CNN	5
5	Proses <i>fully connected layer</i> pada CNN	6
6	Ilustrasi cara kerja YOLO	7
7	Perangkat alat yang digunakan untuk pengambilan citra	10
8	Diagram alir prosedur kerja penelitian	11
9	Diagram alir pengumpulan dataset	12
10	Contoh <i>dataset</i> yang diolah	16
11	Contoh perbedaan citra RGB dan citra fluoresen pada tomat ceri	17
12	Contoh proses anotasi pada <i>dataset</i> baik	18
13	Contoh proses anotasi pada <i>dataset</i> memar	18
14	Contoh proses anotasi pada <i>dataset</i> sayat	18
15	Grafik <i>box loss</i> hasil <i>training</i>	20
16	Grafik <i>classification loss</i> hasil <i>training</i>	20
17	Contoh hasil deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri	21
18	Contoh <i>dataset</i> yang tidak terdeteksi	22

## DAFTAR LAMPIRAN

1	Lampiran 1 Rincian jumlah <i>dataset</i> yang digunakan	29
2	Lampiran 2 Kode program model YOLOv8	30
3	Lampiran 3 Hasil <i>confusion matrix</i> YOLOv8 tahap <i>validation</i>	32
4	Lampiran 4 Hasil <i>confusion matrix</i> YOLOv8 tahap <i>testing</i>	33

## I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Tomat ceri merupakan komoditas buah dengan nilai ekonomis tinggi bagi Indonesia (Shahzad *et al.* 2014). Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS 2022), produksi buah tomat ceri pada tahun 2022 mencapai 1.168.744 ton. Tomat ceri merupakan produk hortikultura yang banyak digemari oleh masyarakat. Pada umumnya tomat ceri dikonsumsi dalam bentuk buah segar atau salad. Tomat ceri memiliki rasa yang manis serta mengandung banyak vitamin, antioksidan, mineral, serat, dan nutrisi penting lainnya bagi tubuh (Carolina *et al.* 2019).

Dalam industri pertanian dan perdagangan, menjaga kualitas buah tomat ceri sangat penting. Masalah utama yang sering muncul adalah kerusakan mekanis. Kerusakan mekanis ini dapat terjadi dalam berbagai tahap, mulai dari panen hingga penyimpanan. Kerusakan mekanis tersebut meliputi goresan, memar, pecah, dan cacat lainnya. Hal ini disebabkan karena tomat ceri memiliki kandungan air yang tinggi, yakni mencapai 94% dari berat totalnya dan struktur permukaan buah yang tipis (Widhiantari *et al.* 2019) sehingga mudah mengalami kerusakan secara fisik yang kemudian dapat menyebabkan kerusakan sel dan tekstur. Kerusakan tersebut dapat mengurangi daya tarik dan umur simpan tomat ceri karena akan lebih mudah mengalami pembusukan (Yuniastri *et al.* 2020). Oleh sebab itu penting sekali dilakukan pendeteksian saat proses pasca panen.

Pendeteksian kerusakan mekanis pada tomat ceri umumnya masih dilakukan secara manual, yakni dengan menggunakan mata secara langsung. Hingga saat ini, proses tersebut rentan terhadap subjektivitas, kelelahan, dan kesalahan pandang. Oleh karena itu, diperlukan adanya pengembangan teknik pendeteksian otomatis yang efisien dan akurat. Pendeteksian kerusakan produk pertanian sudah ada yang menggunakan pengolahan citra warna RGB (*Red, Green, Blue*). Namun, penggunaan citra warna RGB untuk mendeteksi kerusakan lebih sulit dilakukan terutama pada awal terjadinya kerusakan mekanis. Selain penggunaan citra RGB, pendeteksian kerusakan sudah ada yang menggunakan citra fluoresen.

Penelitian sebelumnya telah berhasil menggunakan metode citra fluoresen untuk melakukan pengenalan kerusakan mekanis pada buah jeruk seperti memar dan sayat (Siregar 2019). Kerusakan seperti memar dan sayat akan mengeluarkan zat yang akan berpendar ketika dieksitasi dengan sinar UV (ultraviolet). Sayangnya, metode ini belum banyak digunakan pada komoditas tomat ceri. Lai *et al.* (2007) menjelaskan bahwa pada buah tomat terdapat dua jenis zat yang dapat berpendar ketika diberikan sinar UV, yaitu zat flavonoid dan zat karotenoid. Penelitian Nurulhuda *et al.* (2021) menguatkan bahwa kedua zat tersebut memiliki panjang gelombang eksitasi dan emisi yang berbeda. Panjang gelombang eksitasi dan emisi zat flavonoid buah tomat berturut-turut adalah 200–450 nm dan 300–710 nm, sedangkan untuk zat karotenoid berturut-turut adalah 320–390 nm dan 400–650 nm (untuk bagian kulit) atau 420–600 nm (untuk bagian daging buah). Oleh karena itu, pencitraan fluoresen merupakan salah satu metode yang perlu dikaji untuk mendeteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri.



## 1.2 Rumusan Masalah

Pendeteksian keadaan buah tomat ceri cukup riskan sesaat setelah proses pemanenan karena resiko terjadinya kerusakan mekanis pada tomat ceri saat pemanenan sangat besar. Benturan atau gesekan antar tomat serta tomat dengan wadah pemanenan dapat menyebabkan memar, lecet, bahkan pecah sehingga dapat memengaruhi mutu dan produktivitas tomat ceri. Untuk mengurangi resiko tersebut, diperlukan alat deteksi kerusakan mekanis yang baik untuk tetap menjaga mutu tomat ceri sampai ke tangan konsumen.

## 1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan suatu metode deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri seperti memar dan sayat dengan citra fluoresen menggunakan metode *convolutional neural network*.

## 1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan kemudahan dalam mendeteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri sehingga pelaku industri pertanian tomat ceri dapat meningkatkan kualitas tomat ceri yang akan dipasarkan dalam proses sortasi.



## II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Tomat Ceri

Tomat ceri (*Solanum lycopersicum* var. *cerasiforme*) merupakan salah satu jenis tomat yang banyak dibudidayakan di Indonesia. Tanaman tomat ceri termasuk dalam tanaman perdu semusim. Tanaman tomat ceri umumnya dibudidayakan pada daerah yang mempunyai ketinggian di atas 700 mdpl dengan penyinaran matahari minimal delapan jam per hari dan curah hujan sekitar 1250-5750 mm per tahun. Tanaman tomat ceri dapat bertumbuh dan berkembang dengan baik pada suhu 21-24°C (Fajriyani 2020). Pada umur 60-100 hari setelah tanam, buah tomat ceri sudah dapat dipanen (Zebua *et al.* 2019). Bentuk buahnya berukuran kecil, bulat atau bulat memanjang, berwarna hijau ketika masih muda, dan berwarna kuning atau merah ketika sudah matang (Situmorang 2020) seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 1.



Gambar 1 Buah tomat ceri

Tomat ceri dapat dikonsumsi secara langsung maupun dijadikan produk olahan. Tomat ceri merupakan komoditas buah dengan nilai ekonomis yang tinggi karena memiliki banyak manfaat untuk kesehatan manusia. Buahnya memiliki kandungan vitamin A, B, C, karbohidrat, lemak, dan protein yang lebih tinggi dibandingkan tomat biasa (Manalu dan Rahmawati 2019). Tidak hanya itu, tomat ceri juga mengandung kalsium, zat besi, magnesium, fosfat, dan kalium (Setiawati *et al.* 2020).

### 2.2 Pengolahan Citra

Citra adalah representasi dari dua dimensi untuk bentuk-bentuk fisik nyata tiga dimensi. Perwujudan citra dapat berbentuk sebuah foto (tidak bergerak) hingga gambar warna yang dapat bergerak. Citra terbagi menjadi dua jenis, yakni citra analog dan citra digital. Citra analog adalah citra yang tidak dapat diproses langsung oleh komputer sehingga harus diubah terlebih dahulu menjadi citra digital,

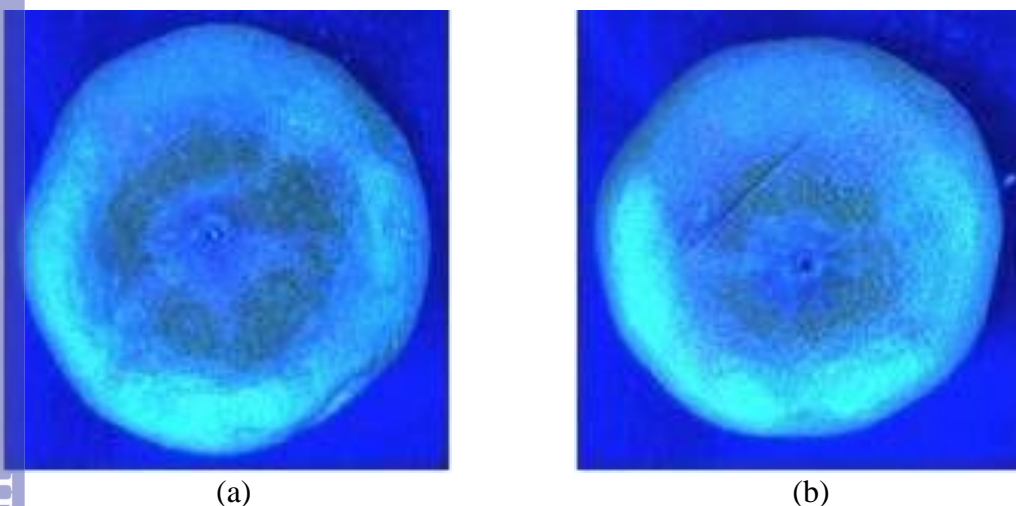
sedangkan citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Citra juga memiliki beberapa tipe, antara lain citra biner, citra *grayscale*, dan citra warna (Andono *et al.* 2017).

Pengolahan citra adalah metode atau teknik yang digunakan untuk memproses suatu citra atau gambar dengan cara memanipulasinya menjadi suatu data gambar yang diisikan untuk mendapatkan suatu informasi tertentu mengenai objek yang sedang diamati (Putri 2016). Tujuan dari pengolahan citra adalah untuk memperbaiki kualitas citra dan mengolah informasi yang terdapat pada citra untuk keperluan pengenalan dan proses-proses selanjutnya (Sriwijaya 2016). Teknik pengolahan citra antara lain penajaman citra, penonjolan fitur tertentu dari citra, dan koreksi citra (Ahmad 2005).

### 2.3 Fluoresen pada Citra

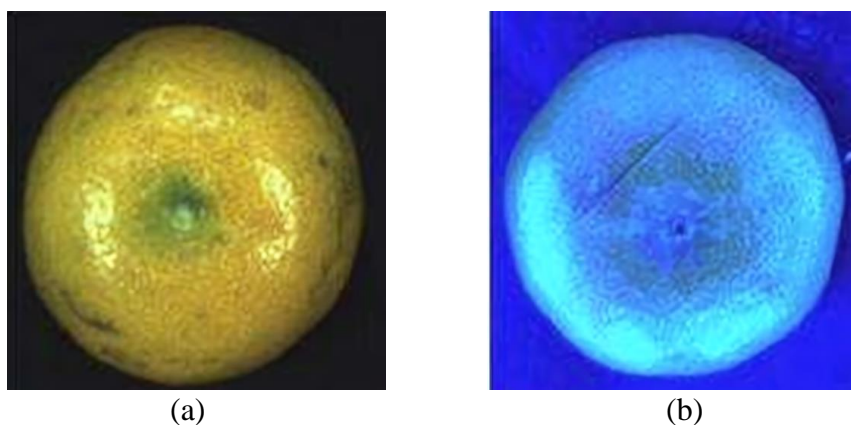
Ketika suatu cahaya berinteraksi dengan suatu materi, akan terjadi beberapa proses seperti pemantulan, penyerapan, hamburan, fluoresensi atau fosforesensi (peristiwa yang terjadi akibat proses penyerapan dan pengemisia kembali). Fluoresensi merupakan suatu peristiwa penyerapan cahaya pada panjang gelombang tertentu diikuti oleh emisi cahayanya. Sedangkan fluoresen pada citra adalah pengembangan dari spektroskopi fluoresensi. Fluoresen pada citra merupakan metode spektroskopi yang digunakan pada suatu material atau sampel yang dikenai cahaya (Fitri *et al.* 2018). Fluoresen pada citra umumnya dilakukan menggunakan sinar ultraviolet.

Citra fluoresen dapat menghasilkan citra yang lebih informatif dan memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan citra RGB (citra warna). Hendy dan Fajrin (2022) menyatakan bahwa penggunaan cahaya fluoresen menyebabkan lebih banyaknya *noise* pada citra, tetapi membuat citra jauh lebih detail. Dengan metode fluoresen, daerah rusak pada objek akan memiliki intensitas yang berbeda sehingga dapat memberikan informasi posisi kerusakan pada citra (Siregar 2019). Perbedaan intensitas pada objek dapat lebih jelas terlihat seperti pada Gambar 2 dan Gambar 3.



(a) Memar; (b) Sayat  
Gambar 2 Contoh fluoresen pada citra (Siregar 2019)



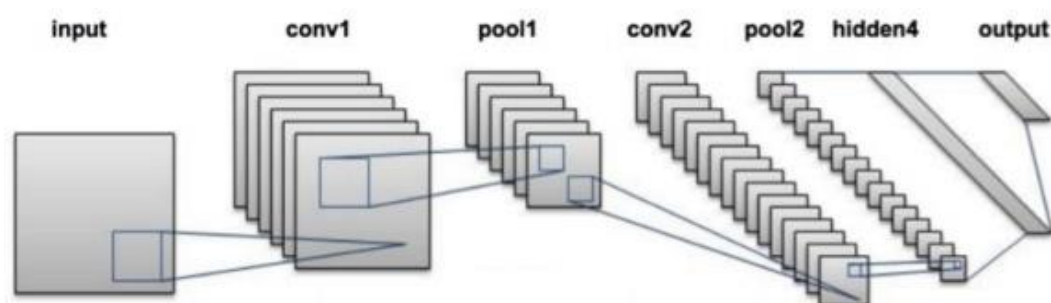


Gambar 3 Contoh citra RGB dan citra fluoresen (a) Citra RGB;  
(b) Citra fluoresen

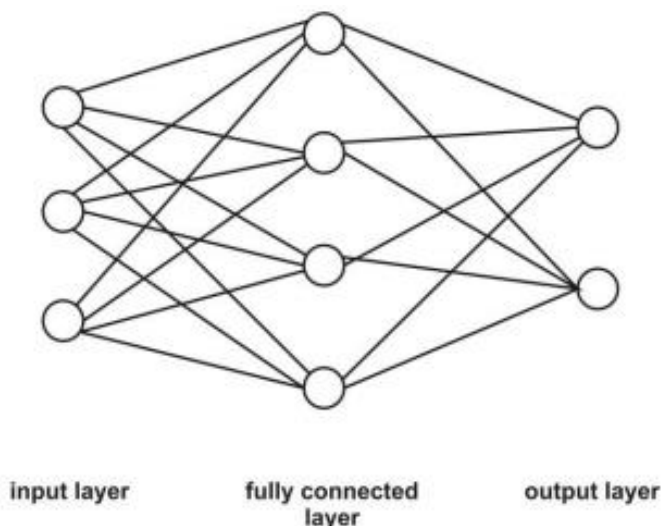
## 2.4 Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode dalam *deep learning* yang umumnya digunakan untuk mengklasifikasikan citra dalam jumlah besar. CNN memiliki kerangka kerja konseptual yang signifikan termasuk pembagian bobot, persepsi, dan ruang pengambilan sampel domain. CNN menjamin perpindahan relatif, distorsi, dan karakteristik penskalaan. CNN menjadi metode yang efektif untuk mengklasifikasikan citra karena adanya kemajuan dalam perangkat keras komputasi dan ketersediaan *dataset dermoscopic open source* (Hakim *et al.* 2021).

Penggunaan CNN memungkinkan dimensi pada data direduksi tanpa mengalami kehilangan ciri atau fitur pada data. Dalam pengaplikasiannya, CNN menggunakan tiga layer antara lain *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Algoritma CNN dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 4. *Convolutional layer* berperan untuk melakukan operasi konvolusi pada data untuk mengekstraksi ciri atau fitur. *Pooling layer* berperan untuk melakukan operasi berupa *pooling* pada data guna mereduksi dimensi dan mengurangi banyaknya parameter yang digunakan. Sedangkan *fully connected layer* berperan untuk melakukan klasifikasi setelah proses ekstraksi fitur (Azis 2020). Ilustrasi *fully connected layer* ditunjukkan oleh Gambar 5.



Gambar 4 Arsitektur CNN (Nurfita 2018)



Gambar 5 Proses *fully connected layer* pada CNN (Nurfita 2018)

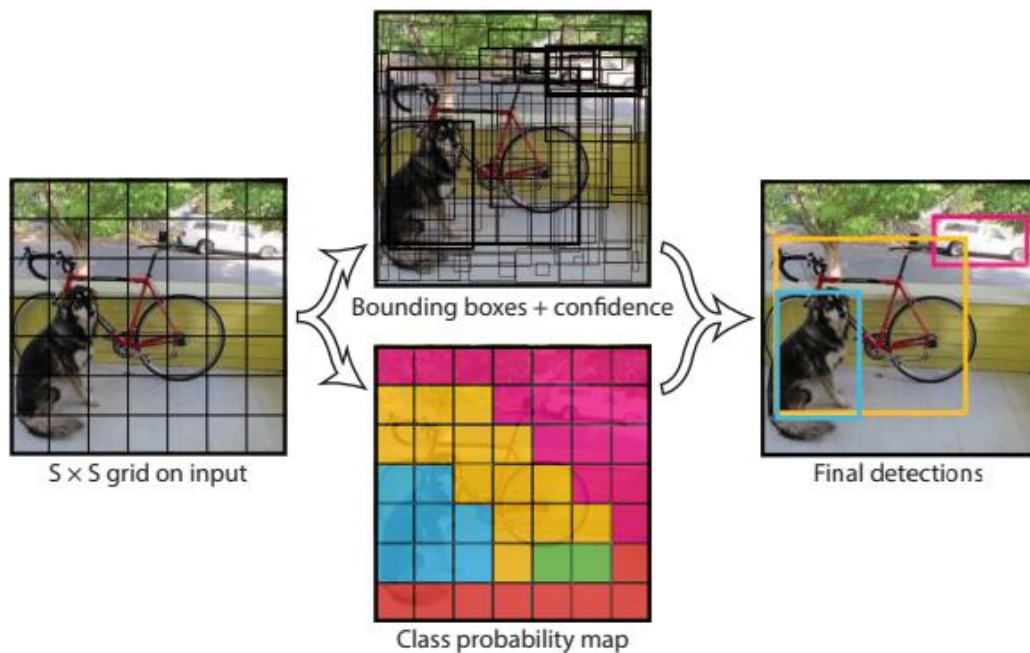
## 2.5 You Only Look Once (YOLO)

*You Only Look Once* (YOLO) merupakan algoritma untuk mendeteksi objek yang bekerja dengan cepat dan berbeda dari metode sebelumnya. YOLO mendeteksi objek dengan menggunakan *unified model* di mana dengan sebuah *single convolutional network* dapat memprediksi beberapa *bounding box* (kotak pembatas) dan probabilitas kelas di dalam kotak-kotak tersebut secara bersamaan. Algoritma ini memiliki kecepatan pemrosesan dan akurasi deteksi yang tinggi. Dibandingkan dengan algoritma lainnya, YOLO memiliki algoritma yang lebih ringan dan tidak menggunakan banyak parameter (Chen dan Zhu 2024).

Cara kerja YOLO terdiri dari beberapa tahapan, antara lain mengubah ukuran citra *input*, menjalankan *single convolutional network* pada citra, dan membatasi deteksi yang dihasilkan oleh nilai *confidence* (Dari dan Triloka 2022). Ketika diberikan citra *input*, YOLO akan membagi citra *input* tersebut ke dalam *grid* berukuran  $S \times S$ . Apabila pusat dari sebuah objek berada di salah satu sel *grid*, maka sel *grid* tersebut bertanggung jawab untuk mendeteksi objek tersebut. Setiap sel *grid* bertugas memprediksi *bounding box* dan *confidence score* dari setiap *bounding box* tersebut. *Confidence score* menunjukkan tingkat keyakinan dan keakuratan model terhadap sebuah objek di dalam *bounding box* tersebut. Oleh karena itu, setiap *bounding box* terdiri dari lima prediksi, yakni  $x$ ,  $y$ ,  $w$ ,  $h$ , dan *confidence*. Parameter  $x$  dan  $y$  merupakan koordinat *bounding box*, parameter  $w$  dan  $h$  adalah tinggi dan lebar dari *bounding box*, sedangkan *confidence* mewakili *Intersection over Union* (IoU) antara kotak prediksi dan kotak *ground-truth*. Selain itu, setiap sel *grid* juga memprediksi probabilitas kelas. Probabilitas kelas ini dilakukan pada sel *grid* yang memuat objek dan hanya satu kelas probabilitas yang dideteksi per sel *grid* tanpa memperhitungkan jumlah *bounding box* (Khairunnas *et al.* 2021). Ilustrasi dari cara kerja algoritma YOLO dapat dilihat pada Gambar 6.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



Gambar 6 Ilustrasi cara kerja YOLO (Redmon *et al.* 2016)

## 2.6 Evaluasi Model

Setiap model yang dibangun memerlukan evaluasi. Evaluasi bertujuan untuk mengukur kinerja dan efektivitas model yang dihasilkan. Evaluasi model umumnya menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* akan memberikan informasi perbandingan hasil prediksi yang dilakukan oleh model dengan hasil prediksi sebenarnya (Kurniawan dan Mustikasari 2022). Matriks ini terdiri dari baris, kolom, dan empat pilihan hasil yang diharapkan. Baris mewakili label *actual*, sedangkan kolom mewakili label prediksi. Empat pilihan hasil yang diharapkan antara lain *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), *false negative* (FN) (Hemdan *et al.* 2020). Keterangan lebih jelas mengenai *Confusion Matrix* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi	
	Benar	Salah
Benar	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Negative</i> (FN)
Salah	<i>False Positive</i> (FP)	<i>True Negative</i> (TN)

Keterangan:

- True Positive* (TP) : Nilai prediksi positif dan aktual benar
- False Positive* (FP) : Nilai prediksi positif dan aktual salah
- False Negative* (FN) : Nilai prediksi negatif dan aktual benar
- True Negative* (TN) : Nilai prediksi negatif dan aktual salah

Setelah menghitung nilai dari *confusion matrix*, evaluasi dapat dilanjutkan dengan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi adalah penjumlahan nilai positif dan negatif yang benar dibagi dengan nilai total

komponen *confusion matrix*. Akurasi digunakan untuk mengetahui seberapa sering algoritma yang dihasilkan berhasil melakukan deteksi yang benar. Presisi menunjukkan hubungan antara nilai prediksi positif yang sebenarnya dengan nilai positif penuh. *Recall* atau sensitivitas merupakan rasio antara nilai prediksi positif yang benar dengan penjumlahan nilai prediksi positif yang benar dan nilai prediksi negatif yang salah. *Recall* digunakan untuk mengukur pecahan pola positif yang diklasifikasikan dengan benar. Sedangkan *F1-score* adalah ukuran keseluruhan akurasi model yang menggabungkan presisi dan *recall* atau dua kali rasio antara perkalian dengan penjumlahan presisi dan *recall*. Keempatnya dapat direpresentasikan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \left( \frac{\text{presisi} \times \text{recall}}{\text{presisi} + \text{recall}} \right) \quad (4)$$

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



### III METODE

#### 3.1 Waktu dan Tempat

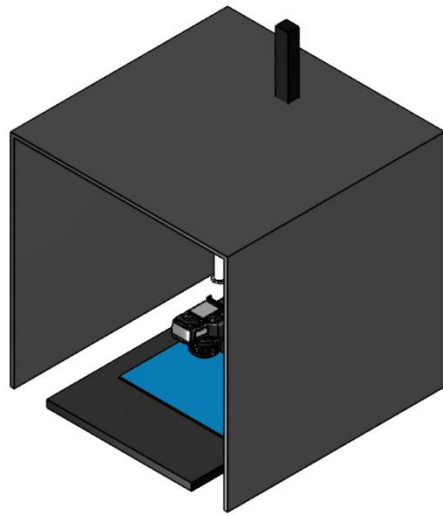
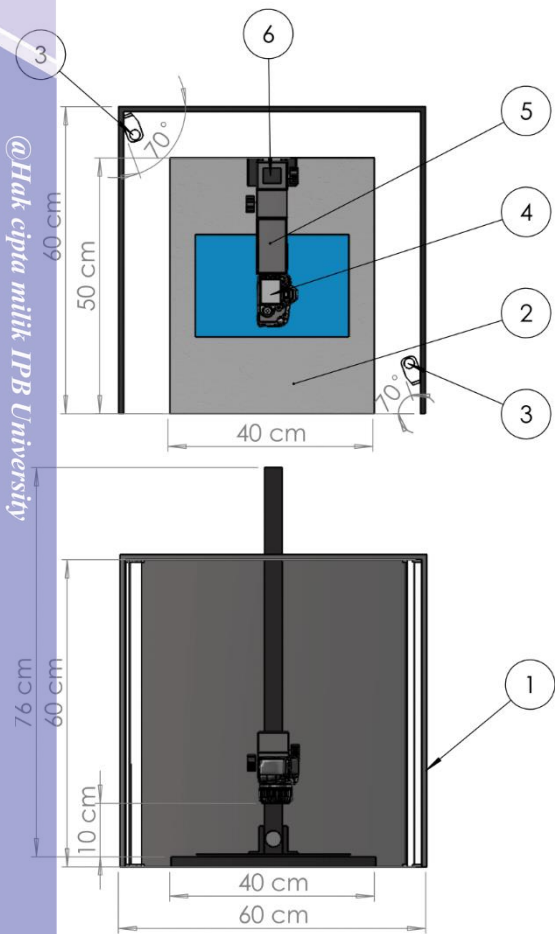
Penelitian ini sudah dilakukan pada bulan Januari – April 2024. Lokasi penelitian untuk pengambilan dan pengolahan data akan dilakukan di Laboratorium Teknik Bioinformatika, Departemen Teknik Mesin dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, IPB.

#### 3.2 Alat dan Bahan

Alat yang digunakan dalam penelitian ini mencakup perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Alat dan bahan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2 dan konfigurasi dari alat pengambilan data dapat dilihat lebih jelas pada Gambar 7.

Tabel 2 Alat dan bahan yang digunakan pada penelitian

No	Nama	Spesifikasi / fungsi
1	Tomat Ceri	Jenis tomat ceri fortesa.
2	Kamera digital	Canon Mirrorless EOS M6 untuk menangkap citra.
3	Laptop	Laptop Lenovo ThinkPad X240 dengan spesifikasi Intel(R) Core(TM) i5-4300U CPU @1.90GHz, 2.49 GHz, 64-bit <i>operating system</i> , x64-based <i>processor</i> .
4	Meja Akuisisi Citra	Kaiser RS 2.
5	Lampu	Lampu UV-C merk Krisbow 253,7 nm, 20 watt sebanyak 2 buah sebagai sumber cahaya buatan.
6	<i>Longpass Filter</i>	Filter LP Col Hoya L-39 50,8 Sq x 1 mm untuk meng- <i>cut off</i> panjang gelombang di bawah 390nm.
7	<i>Circular Polarizer Filter</i>	Filter CPL K&F diameter 49mm untuk mengurangi pantulan cahaya berlebih pada objek.
8	Dudukan filter	<i>Custom</i> dengan 3D printing seukuran <i>longpass filter</i> untuk dudukan filter pada kamera.
9	Google Colaboratory	GPU NVIDIA Tesla T4 dan memori 15.360 MB (15,36 GB).
10	Roboflow	<i>Platform</i> untuk memberikan anotasi atau pemberian <i>bounding box</i> .
11	<i>You Only Look Once (YOLO)</i>	Algoritma <i>deep learning</i> yang memanfaatkan <i>Convolutional Neural Networks (CNN)</i> dalam mendeteksi objek, versi 8.
12	<i>Python Language</i>	Bahasa pemrograman yang diinterpretasi, interaktif, dan berorientasi objek. Mampu menggabungkan modul-modul, <i>exception</i> , pengetikan yang dinamis, tipe data dinamis yang bersifat tingkat tinggi, dan kelas-kelas. <i>Python</i> versi 3.10.
13	<i>Cutter</i>	Alat untuk memberi goresan pada buah tomat ceri
14	Jarum	Alat untuk memberi goresan pada buah tomat ceri
15	Kain hitam	Bahan penutup kotak studio foto agar sinar uv-c tidak terpancar ke luar studio foto



Keterangan:

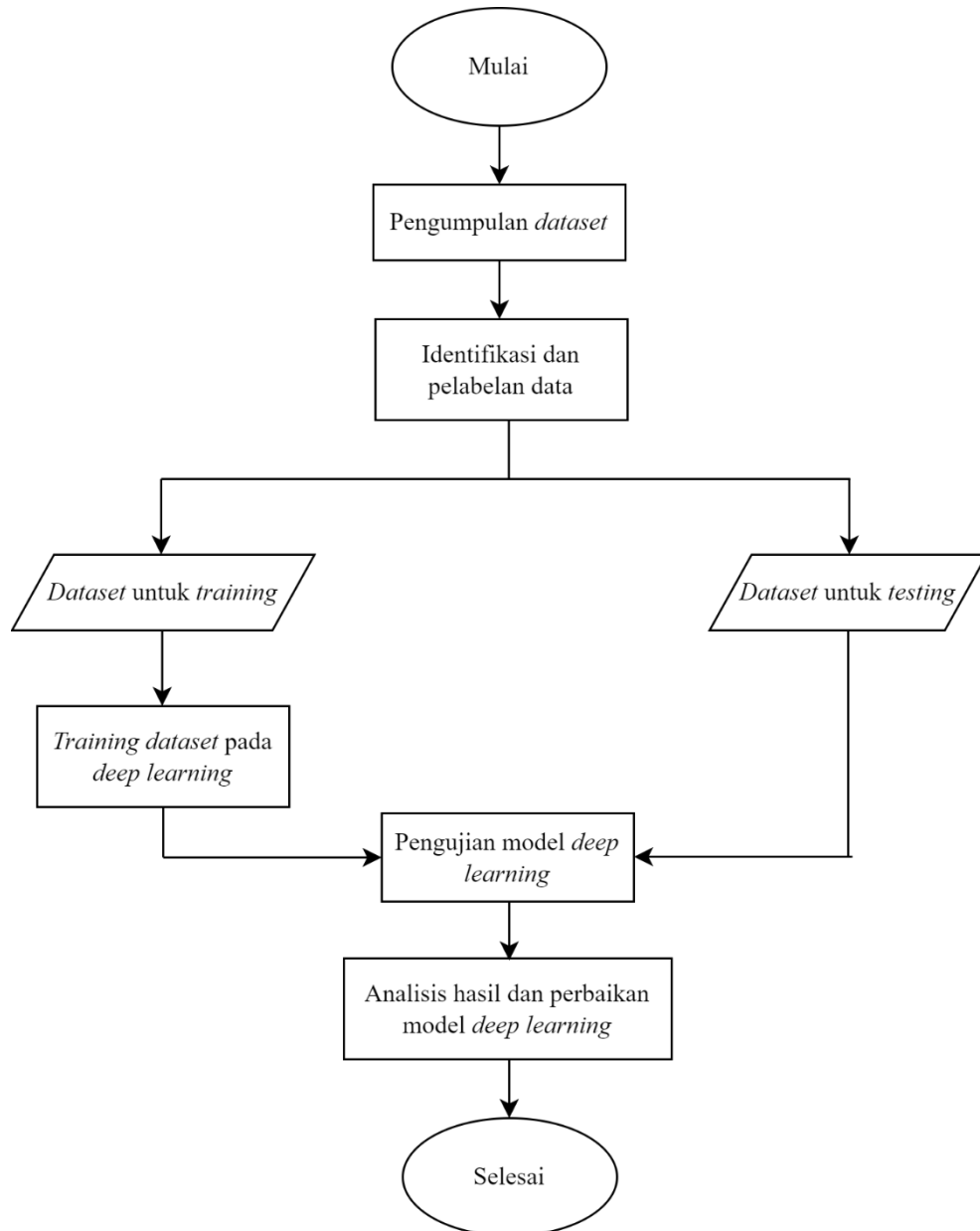
1. Styrofoam
2. Alas tempat meletakkan objek
3. Lampu ultraviolet tipe C
4. Kamera dan filter
5. Besi penyangga kamera
6. Tiang penyangga

Gambar 7 Perangkat alat yang digunakan untuk pengambilan citra

### 3.3 Prosedur Kerja

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 8. Tahapan tersebut diantaranya adalah pengumpulan *dataset*, identifikasi dan pelabelan data, *training dataset*, pengujian model *deep learning*, dan analisis hasil dan perbaikan model *deep learning*.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



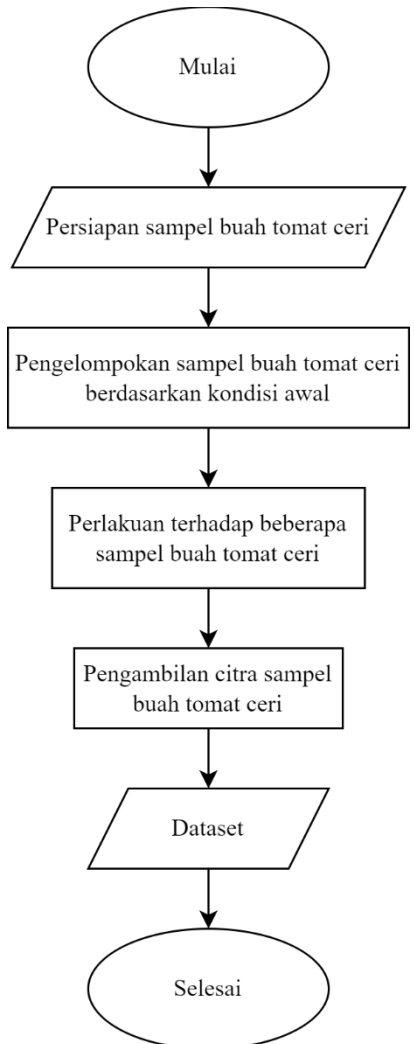
Gambar 8 Diagram alir prosedur kerja penelitian

### 3.3.1 Pengumpulan *dataset*

Pengumpulan *dataset* dilakukan sebagai bahan untuk proses *training* dan *testing* data. Sebelum pengambilan data, dilakukan penyortiran berdasarkan kondisi awal buah tomat ceri (baik, memar, dan sayat) dan perlakuan. Perlakuan diberikan pada beberapa buah tomat ceri. Perlakuan yang diberikan, yaitu perlakuan memar dan sayat untuk menambah jumlah sampel buah tomat ceri yang memiliki kerusakan mekanis. Perlakuan memar diberikan dengan memberi tekanan dengan cara dibenturkan. Perlakuan sayat diberikan dengan menggores kulit buah tomat ceri dengan *cutter* dan jarum. *Dataset* yang dikumpulkan berupa citra-citra buah tomat ceri dalam kondisi baik dan buah tomat ceri yang memiliki kriteria kerusakan mekanis seperti memar dan sayat.

Dalam proses *training*, untuk menghasilkan deteksi objek secara akurat diperlukan banyak *dataset*. Semakin banyak *dataset* yang terkumpul maka proses

pengenalan objek yang akan dideteksi akan semakin baik, sebab model yang dibuat akan lebih banyak dilatih untuk mengenali objek yang akan diidentifikasi (Li *et al.* 2022). Adapun tahapan dalam proses pengumpulan *dataset* terdapat pada Gambar 9.



Gambar 9 Diagram alir pengumpulan dataset

Sampel buah tomat ceri diletakkan di atas kain kertas berwarna hitam sebagai latar belakang. Penggunaan kertas berwarna hitam sebagai latar belakang bertujuan untuk membedakan antara sampel buah tomat ceri dengan latar belakang tempat pengambilan citra dan diketahui kekonsistenan terhadap nilai RGB (*Red, Green, Blue*). Alat pengambilan citra dilengkapi dengan dua buah lampu ultraviolet tipe-c dengan panjang lampu 60 cm yang diletakkan di sudut kiri belakang dan sudut kanan depan. Kedua lampu diletakkan dengan posisi vertikal pada sudut 70 derajat terhadap garis horizontal yang sejajar dengan alas alat.

Pemilihan lampu UV-C disesuaikan dengan panjang gelombang eksitasi dari buah tomat ceri, di mana zat flavonoid pada buah tomat ceri akan berpendar ketika dikenai sinar ultraviolet sesuai dengan panjang gelombang eksitasinya. Tamsil (2019) menjelaskan bahwa zat flavonoid dari buah tomat ceri lebih optimum berpendar pada panjang gelombang eksitasi 254 nm. Pada penelitian ini, panjang

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



gelombang yang digunakan hanya berfokus pada panjang gelombang zat flavonoid dan tidak menyertakan zat karotenoid karena lebih sedikitnya kontribusi zat karotenoid dalam fluoresen tomat ceri. Kontribusi zat dalam fluoresen berbanding lurus terhadap jumlah kandungan zat terhadap polifenol, di mana kandungan zat flavonoid pada polifenol tomat mencapai 72% (Miljković *et al.* 2022). Selain itu, struktur kimia karotenoid yang lebih sederhana dari flavonoid (Chen *et al.* 2021) dan sering kali mengalami proses non-radiatif menyebabkan energi yang diserap cenderung tidak dikeluarkan sebagai fluoresen melainkan menjadi energi panas atau energi lainnya.

Pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera digital yang telah dilengkapi dengan *circular polarizer filter* dan *longpass filter*. Ketinggian kamera diatur pada ketinggian 10 cm dari objek untuk mendapatkan penampakan fisik yang jelas dari buah tomat ceri. *Circular polarizer filter* diatur putaran sudutnya untuk meminimalisir bayangan yang tercipta pada objek. *Longpass filter* digunakan untuk meng-*cut off* panjang gelombang di bawah 390 nm sehingga panjang gelombang yang terlewat (tertangkap oleh kamera) adalah panjang gelombang di atas 390 nm. Dengan demikian, kamera hanya menangkap informasi emisi cahaya yang digunakan untuk menghasilkan citra fluoresen yang berisi informasi penanda kerusakan pada buah tomat ceri. Penggunaan kedua filter tersebut bertujuan untuk memperjelas kondisi tomat ceri sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam mendeteksi kerusakan buah. Pada proses pengambilan data, satu buah tomat ceri akan dilakukan pengambilan data sebanyak empat kali pada sisi yang berbeda.

### 3.3.2 Identifikasi dan pelabelan data

*Dataset* yang terkumpul diidentifikasi dengan mengklasifikasikan hasil citra buah tomat ceri yang diketahui secara visual dan setiap kelompoknya dipisahkan pada folder yang berbeda. Kemudian, dari setiap kelompok kondisi dibagi menjadi dua bagian, yakni *dataset* untuk *training* (pengembangan model) dan *dataset* untuk pengujian. Setelah teridentifikasi, pelabelan dilakukan untuk mengetahui objek yang akan dikenali dalam sebuah citra. Pelabelan dilakukan menggunakan *platform Roboflow* dengan memberikan penandaan pada *dataset* yang telah teridentifikasi. Penandaan yang dilakukan adalah pemberian anotasi kondisi tomat ceri. *Dataset* yang sudah diberi label tersebut selanjutnya akan digunakan dalam proses *training dataset*. Selain itu, pada *platform Roboflow* dilakukan proses augmentasi untuk memperbanyak *dataset training*. Hasil dari tahap ini berupa *file zip* yang di dalamnya terdapat *folder* berisi citra-citra yang sudah diberi label dan diaugmentasi (JPG), *file Text Document* (TXT), serta *file YAML Ain't Markup Language* (YAML).

### 3.3.3 Training dataset

*Training dataset* adalah proses pelatihan model algoritma yang sebelumnya telah dibuat untuk mengenali citra *dataset* yang terkumpul. Proses *training* terdiri dari dua tahap yaitu *forward propagation* dan *backward propagation*. Pada *forward propagation* nilai *input* dipropagasikan pada setiap *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi untuk menghasilkan keluaran nilai bobot serta nilai bias dan mengaktifkan *neuron* atau *layer* dalam proses *training dataset*. Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan untuk mengaktifkan *neural network* yang digunakan dalam proses *training dataset* (Julpan *et al.* 2015). Sedangkan *backward*

*propagation* dilakukan untuk memperbaiki nilai *error* yang terjadi pada tahap *forward propagation*. Kedua tahap dilakukan berulang kali hingga diperoleh keluaran dengan *error* paling kecil atau mendekati nol. Apabila nilai *error* telah mendekati atau sama dengan nol maka model yang dibuat telah mampu mengenali objek yang diidentifikasi. *Training dataset* dilakukan di Google Colaboratory.

### 3.3.4 Uji fungsional model hasil *training*

Pengujian dari hasil *training* dilakukan dengan menggunakan nilai bobot bias yang diperoleh dari hasil *training*. Model terbaik yang diperoleh dari hasil *training* digunakan pada proses pengujian. Pada proses pengujian, data *input* digunakan berupa citra buah tomat ceri yang terdiri dari berbagai kondisi buah tomat ceri, seperti baik, memar, sayat, dan kombinasi antara memar dan sayat. Keluaran dari proses ini adalah citra dengan *bounding box* yang menunjukkan kondisi yang terjadi pada buah tomat ceri dan telah dibedakan dengan objek yang bukan buah tomat ceri.

### 3.3.5 Analisis hasil model dan perbaikan model *deep learning*

Proses selanjutnya adalah penganalisisan hasil pengujian model untuk memastikan hasil identifikasi sesuai dengan kondisi buah tomat ceri yang sebenarnya. Proses ini dilakukan untuk mendapatkan akurasi model yang dibuat. Pada proses ini dilakukan perhitungan hasil identifikasi yang benar dari hasil pengidentifikasi kondisi buah tomat ceri secara manual dengan tabel *confusion matrix*. Melalui proses ini diperoleh kinerja dari model yang telah dibuat seperti nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

## IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Pengumpulan *dataset* tomat ceri

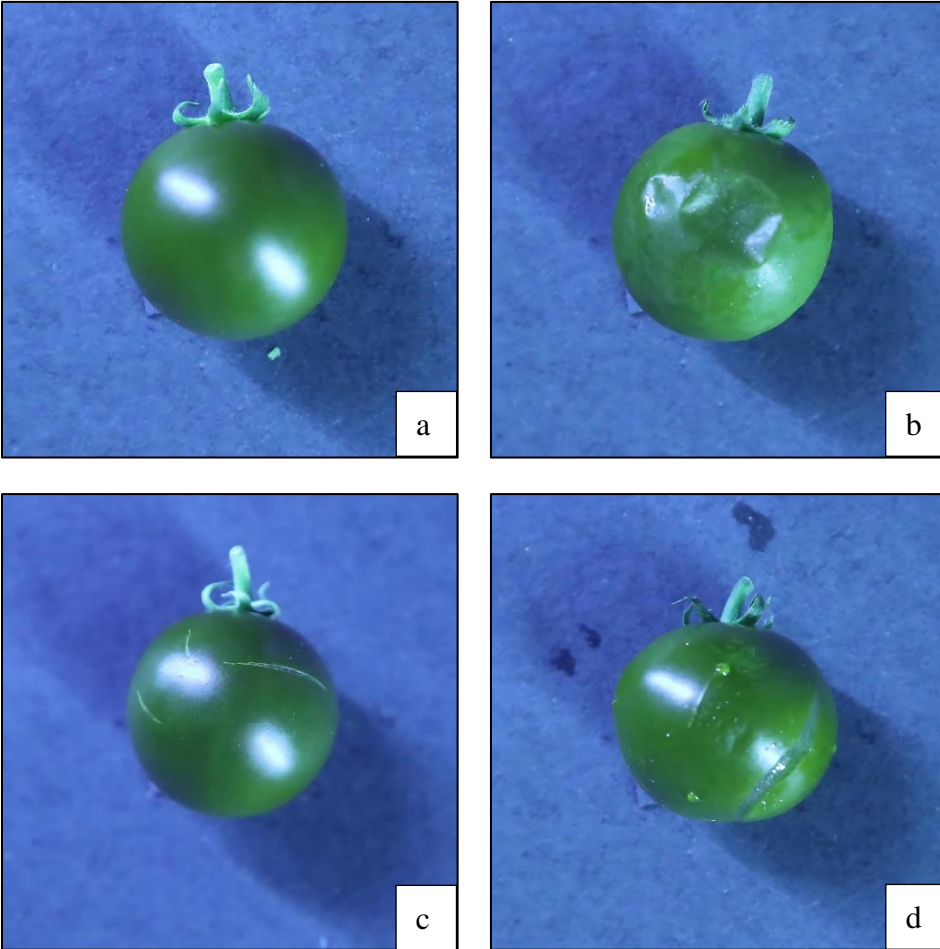
Pada proses pengumpulan *dataset*, buah tomat ceri yang digunakan merupakan tomat ceri varietas fortessa yang berasal dari PT. Lima Sukses Utama, Cipayung Datar, Megamendung, Bogor. Buah yang digunakan dipanen pada hari H pengambilan data dengan umur 114 hari setelah tanam (HST). Pemanenan dan penyortiran dilakukan pada 19 Februari 2024. Perlakuan dan pengambilan citra dilakukan pada 19 Februari – 21 Februari 2024. *Dataset* yang berhasil dikumpulkan sebanyak 300 citra. *Dataset* tersebut diasumsikan telah mewakili populasi kondisi setiap objek. Tabel 3 menjelaskan jumlah *dataset* yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 3 Jumlah *dataset* yang digunakan

No	<i>Dataset</i>	Jumlah <i>dataset</i>
1	<i>Training</i>	215
2	<i>Validation</i>	55
3	<i>Testing</i>	30

Pada pengambilan data, citra yang diperoleh dengan menggunakan perangkat alat yang telah dirancang masih menghasilkan bayangan dan pantulan. Pada penelitian ini bayangan yang ada pada citra tidak mengganggu objek dan tidak memengaruhi informasi yang ingin didapatkan. Namun, adanya pantulan pada buah tomat ceri dapat mengganggu informasi kerusakan yang diinginkan dari citra tersebut. Pantulan yang terdapat pada buah tomat ceri berupa pantulan berwarna putih yang cukup jelas dan menutupi warna fluoresen dari buah tersebut sehingga terjadi hilangnya informasi pada bagian buah yang terdapat pantulan. Dengan pengaturan perangkat alat yang digunakan, pantulan pada objek belum dapat dihilangkan sepenuhnya karena objek yang digunakan merupakan benda mengkilap.

Peneliti telah mencoba memposisikan lampu dalam berbagai letak. Dari semua posisi lampu yang telah dicoba, posisi lampu yang digunakan pada penelitian ini (seperti pada Gambar 7) dianggap sudah yang paling optimal karena pantulan yang terjadi berada pada bagian pinggir objek dan pada posisi yang berbeda. Secara umum pun, area dari buah tomat ceri yang tidak terdapat efek pantulan sudah dapat memberikan informasi yang cukup sehingga dapat digunakan untuk mendeteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri. Di sisi lain, untuk menghindari adanya informasi yang hilang atau terganggu akibat pantulan tersebut, pengambilan citra pada satu buah tomat ceri dilakukan sebanyak empat kali pada sisi yang berbeda-beda. Beberapa contoh citra yang berhasil diambil sebagai *dataset* yang digunakan dalam pengembangan model *deep learning* deteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10 Contoh *dataset* yang diolah (a) Baik; (b) Memar; (c) Sayat; (d) Kombinasi memar dan sayat

Berdasarkan proses pengambilan citra, penggunaan citra fluoresen memberikan hasil yang lebih informatif, terutama dalam mengidentifikasi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri. Meskipun kerusakan mekanis yang cukup besar masih terlihat pada citra RGB seperti pada Gambar 11a, penggunaan metode fluoresen memungkinkan untuk menghasilkan citra yang lebih detail. Sebagai contoh, pada Gambar 11b, sayatan pada buah tomat ceri terlihat lebih panjang dan jelas serta kerusakan-kerusakan yang masih tergolong halus lebih terlihat dibandingkan dengan citra RGB (Gambar 11a). Di sisi lain, pada Gambar 11d, terlihat adanya kerusakan mekanis yang tidak terlihat pada citra RGB pada Gambar 11c. Hal ini menunjukkan bahwa citra fluoresen dapat lebih memberikan informasi tentang kerusakan mekanis pada buah tomat ceri dibandingkan citra RGB.





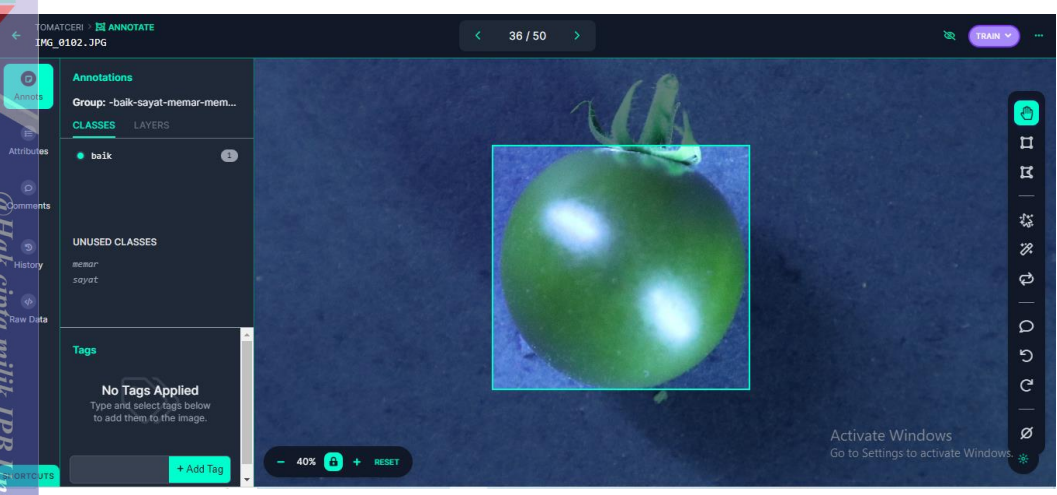
Gambar 11 Contoh perbedaan citra RGB dan citra fluorezen pada tomat ceri  
(a) Citra RGB sayat; (b) Citra fluorezen sayat ; (c) Citra RGB memar; d) Citra fluorezen memar

#### 4.2 Identifikasi dan pelabelan data

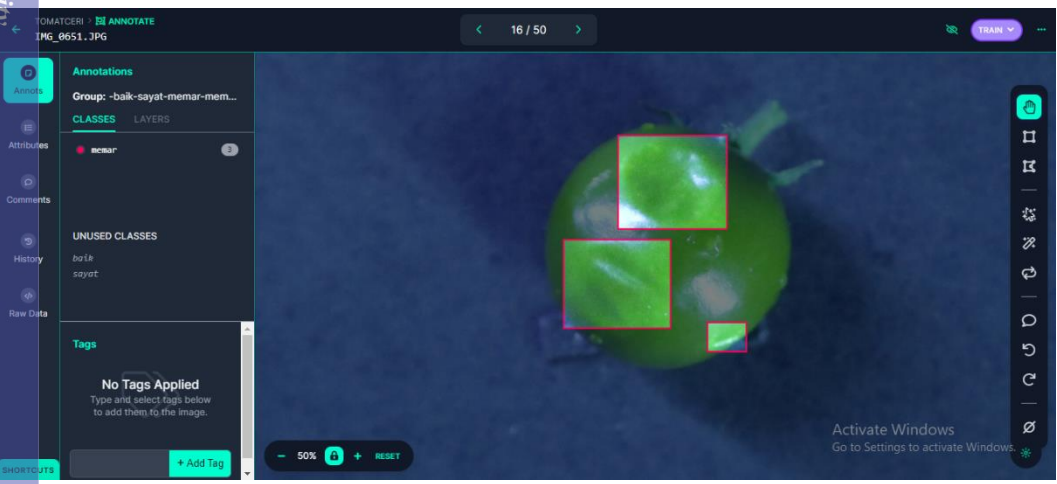
*Dataset* yang sudah terkumpul, diidentifikasi untuk dikelompokkan berdasarkan kondisi yang tertangkap oleh kamera. Proses identifikasi dilakukan karena terdapat beberapa kerusakan mekanis pada buah tomat ceri yang kurang dapat dilihat dengan penglihatan secara langsung, tetapi dapat tertangkap oleh kamera. Rincian setiap kelasnya terdapat pada Lampiran 1. Setelah identifikasi untuk pengelompokkan selesai, selanjutnya dilakukan proses pengolahan data dengan memberikan anotasi atau label pada setiap objek buah tomat ceri tersebut. Proses pelabelan dilakukan menggunakan *platform* Roboflow dengan metode *object detection* yang bertujuan untuk mengenali kondisi-kondisi kerusakan mekanis buah tomat ceri pada setiap citra. Pelabelan dilakukan dengan memberikan anotasi pada objek berdasarkan kriteria kerusakannya, antara lain baik, memar, dan sayat. Contoh proses anotasi yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 12, Gambar 13, dan Gambar 14.

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

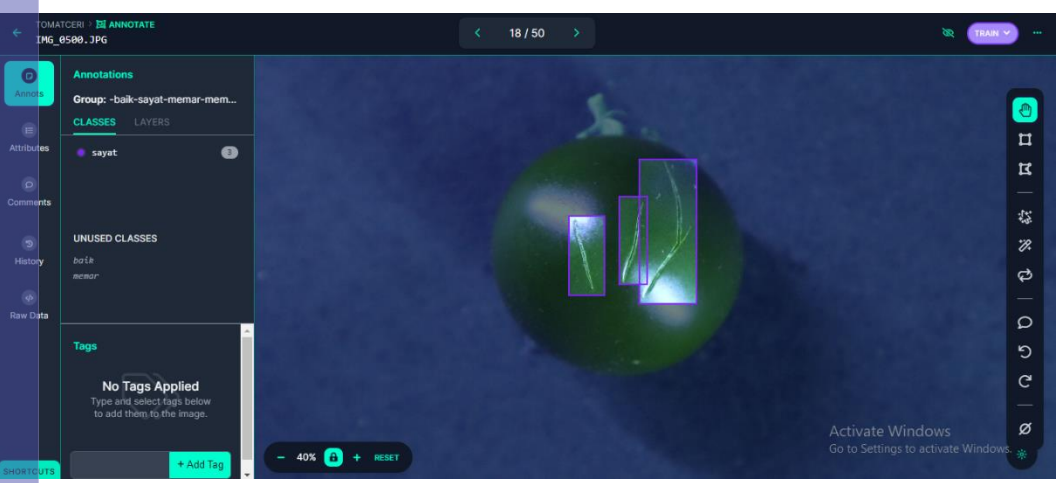
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



Gambar 12 Contoh proses anotasi pada dataset baik



Gambar 13 Contoh proses anotasi pada dataset memar



Gambar 14 Contoh proses anotasi pada dataset sayat

Salah satu ciri dari tampilan platform Roboflow ketika menampilkan citra yang telah diberikan label (anotasi), fokus utama akan diberikan pada bagian citra yang terdapat di dalam *bounding box*. Sedangkan untuk bagian citra yang tidak terdapat pada bagian dalam *bounding box* akan diberikan warna yang lebih gelap

dibandingkan warna citra aslinya. Hal tersebut bertujuan untuk mempertegas visualisasi objek yang sedang difokuskan dalam proses anotasi. Pemberian kontras warna antara bagian citra yang dianotasi dengan bagian lain dari citra dapat membantu dalam mengidentifikasi lokasi objek yang telah dianotasi dengan lebih jelas.

Setelah pelabelan, dalam *platform* Roboflow dilakukan penambahan jumlah *dataset* dengan metode augmentasi (perbanyak *dataset* dari *dataset* asli). Augmentasi dilakukan dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja model dalam menggeneralisasi citra tanpa pengunggahan lebih banyak citra. Augmentasi yang dilakukan dalam penelitian ini, meliputi *flip* (horizontal dan vertikal), *crop* (dengan maksimum *zoom* 50%), *hue* ( $\pm 15^\circ$ ), *saturation* ( $\pm 25\%$ ), dan *brightness* ( $\pm 15\%$ ). Hasil dari proses augmentasi tersebut akan digunakan untuk menambah *dataset training*, sehingga total dari keseluruhan *dataset training* berjumlah 645 citra dengan total anotasi sebanyak 1.173 anotasi.

Keluaran dari proses pelabelan berupa *file zip* yang di dalamnya terdapat *file* JPG, TXT, dan YAML. Pada *file* TXT berisikan kode kelas *bounding box* dan titik-titik koordinat dari setiap *bounding box*. Kode 0 untuk kelas ‘baik’, kode 1 untuk kelas ‘memar’, dan kode 2 untuk kelas ‘sayat’. Sedangkan *file* YAML merupakan *file* konfigurasi data dengan bahasa pemrograman. *File* tersebut berfungsi untuk memberitahu letak data pelatihan dan validasi serta jumlah dan nama kelas yang akan dideteksi. *File-file* tersebut nantinya akan digunakan untuk proses *training* dan *validation dataset*.

### 4.3 Training dataset

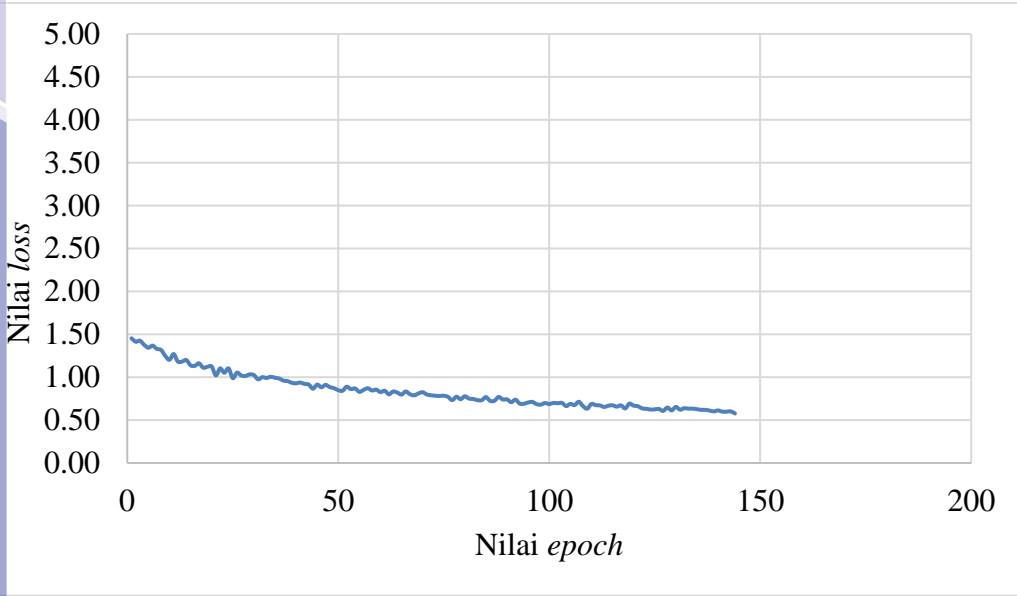
Kumpulan *dataset* yang telah dianotasi digunakan pada proses *custom training*. Proses *training* dilakukan untuk melatih model CNN sehingga pada proses ini dapat diperoleh nilai bobot yang dapat digunakan dalam deteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri. Pada proses ini *dataset* yang digunakan merupakan *dataset training* dan *dataset validation*. *Dataset validation* digunakan untuk proses validasi. Proses validasi dilakukan selama proses *training*. Tujuan dari proses validasi adalah mengukur performa model secara cepat dan periodik. Hal tersebut untuk memastikan kesiapan model sebelum diuji dengan data baru yang belum pernah dianotasi.

Proses pengembangan model (*training* dan pengujian) dilakukan di Google Colaboratory dengan menggunakan model algoritma YOLOv8. Pada proses *training* digunakan nilai *epoch* sebesar 300 dengan nilai parameter *patience* sebesar 50. Parameter *patience* digunakan untuk menghentikan proses *training* lebih awal sehingga dapat menghindari terjadi *overfitting*. Nilai *patience* sebesar 50 memiliki arti apabila tidak terjadi perubahan yang signifikan pada metrik *validation* dalam 50 *epoch* terakhir, proses *training* akan dihentikan secara otomatis.

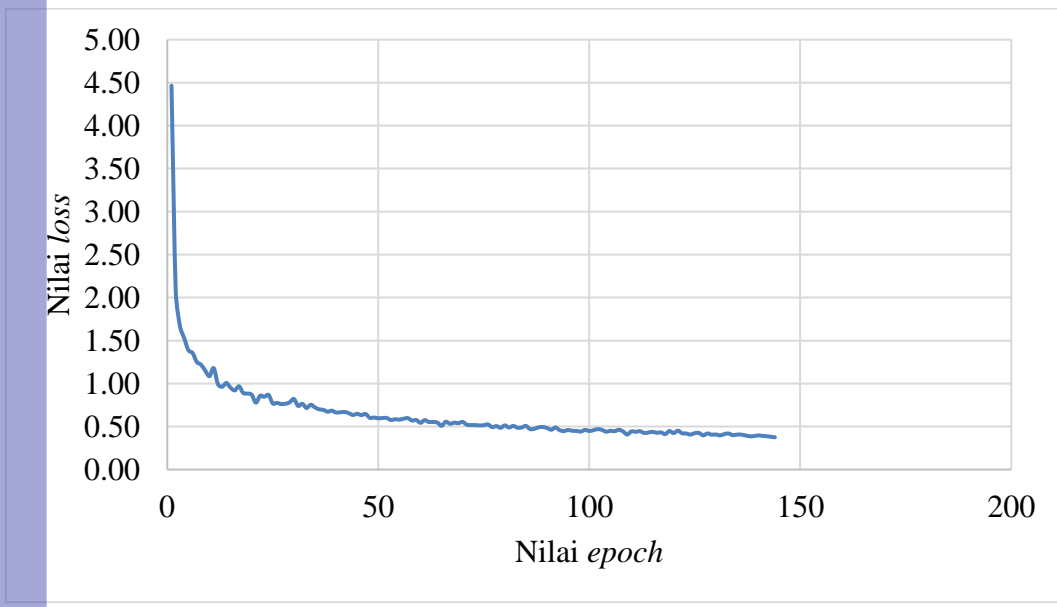
Proses *training* memerlukan nilai *epoch* sebanyak 144 kali untuk mencapai keadaan yang konvergen. Algoritma YOLOv8 pada penelitian ini memerlukan waktu *training* selama 1,308 jam (1 jam 18 menit 29 detik) dengan *size memory* 22,6 MB. Berdasarkan proses *training* dihasilkan grafik *training loss*. Grafik tersebut menunjukkan proses perbaikan nilai *error* selama proses *training*. Grafik *training loss* ditunjukkan pada Gambar 15 dan Gambar 16.







Gambar 15 Grafik *box loss* hasil training



Gambar 16 Grafik *classification loss* hasil training

*Box loss* merupakan kesalahan model dalam menentukan lokasi *bounding box* yang diprediksi. *Classification loss* adalah kesalahan model dalam mengklasifikasikan *bounding box* yang diprediksi (Bellynza dan Syaputra 2022). Semakin kecil nilai *loss* atau mendekati nilai nol menunjukkan model yang dibangun semakin baik atau bagus karena model dapat mengenali objek yang akan dideteksi. Nilai *loss* yang diperoleh dari hasil *training* pada penelitian ini untuk *box loss* dan *classification loss* berturut-turut adalah 0,58 dan 0,37.

Setelah proses *training* selesai dilakukan, maka hasil dari proses validasi juga ditampilkan. Hasil dari proses validasi adalah *confusion matrix* yang ditampilkan pada Lampiran 3. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, model sudah siap atau dapat digunakan untuk pengujian. Nilai bobot yang didapatkan pada proses *training* kemudian digunakan untuk pengujian deteksi kerusakan mekanis pada buah tomat

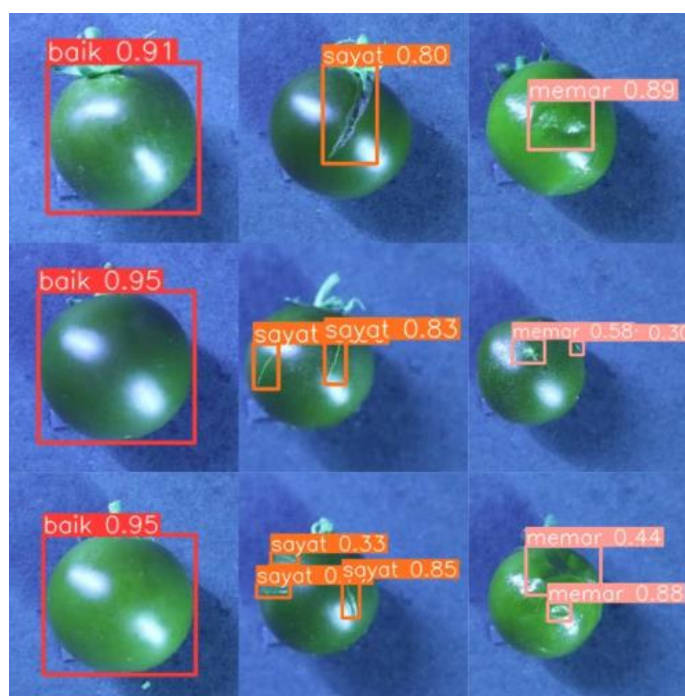
Hak Cipta Dilindungi Undang-undang  
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :  
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah  
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.  
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



ceri pada Google Colaboratory. Pengujian nilai bobot pada citra dilakukan dengan menggunakan *dataset* untuk *testing*. Kode program yang digunakan telah dilampirkan pada Lampiran 2.

#### 4.4 Hasil uji *deep learning*

Dalam pengujian *deep learning*, *dataset* pengujian yang digunakan merupakan *dataset* baru di luar *dataset training* dan *validation*. *Dataset* tersebut terdiri dari 30 citra. Tujuan dari pengujian dalam penelitian ini adalah untuk memperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dengan menggunakan *confusion matrix*. Contoh hasil deteksi dapat dilihat pada Gambar 17.



Gambar 17 Contoh hasil deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri

Berdasarkan hasil pengujian, dilakukan pembuatan tabel *confusion matrix* serta penghitungan nilai akurasi, presisi, dan *recall* dari nilai yang terdapat pada tabel *confusion matrix*. Tabel *confusion matrix* ditunjukkan pada Lampiran 4. Dari 30 citra yang diuji, terdapat tujuh kerusakan mekanis yang masih kurang dapat terdeteksi. Berdasarkan tabel *confusion matrix* dilakukan perhitungan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* secara non-komputasi untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan persamaan yang tercantum pada bagian tinjauan pustaka. Hasil perhitungan ditunjukkan pada Tabel 4.

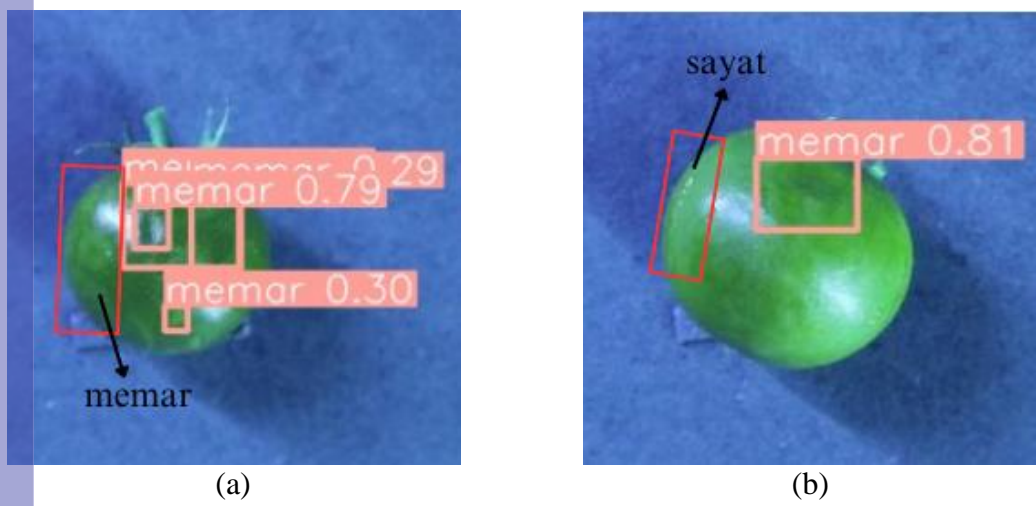
Tabel 4 Hasil evaluasi model

Kelas	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Baik	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
Memar	94,00%	100,00%	83,33%	90,91%
Sayat	92,00%	100,00%	80,00%	88,89%
<b>Rataan</b>	<b>95,33%</b>	<b>100,00%</b>	<b>87,78%</b>	<b>93,49%</b>

Nilai akurasi menggambarkan tingkat keakuratan model dalam mengklasifikasikan objek dengan benar. Nilai akurasi dapat dikatakan tinggi jika model dapat memprediksi *output* dari sejumlah *input* dengan benar (Natan *et al.* 2019). Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 4, nilai akurasi model sebesar 95,33%. Nilai akurasi tersebut dapat dikatakan tinggi karena dari sebagian besar *input* yang diberikan, model mampu memprediksi *output* dengan benar. Hal tersebut menunjukkan bahwa model yang dibuat sudah memiliki kemampuan dalam mendeteksi objek berupa kerusakan mekanis pada buah tomat ceri dengan akurat untuk semua kelas.

Nilai presisi kelas baik, memar, dan sayat yang didapatkan pada pengujian model memiliki nilai yang sama yakni 100,00% sehingga nilai presisi untuk model juga sebesar 100,00%. Nilai presisi tersebut berfungsi untuk mengukur ketepatan model dalam melakukan pendeteksian. Nilai presisi yang dihasilkan oleh model *deep learning* menunjukkan bahwa model sangat baik dalam menentukan kelas setiap objek. Sedangkan *recall* berfungsi untuk mengukur tingkat efektivitas dalam menemukan kelas yang diprediksi (Rizki *et al.* 2023). Nilai *recall* untuk setiap kelas memiliki nilai yang berbeda-beda. Nilai *recall* kelas baik, memar, dan sayat berturut-turut adalah sebesar 100,00%; 83,33%; dan 80,00%. Berdasarkan nilai-nilai tersebut maka didapatkan nilai *recall* model yang merupakan nilai rata-rata dari ketiga kelas adalah sebesar 87,78%. Lebih kecilnya nilai *recall* kelas memar dan sayat dikarenakan adanya kerusakan memar dan sayat yang tidak terdeteksi.

Pada penelitian ini terdapat kelemahan YOLOv8 dalam pengembangannya, yakni adanya kerusakan mekanis yang tidak terdeteksi. Kerusakan mekanis pada buah tomat ceri yang tidak terdeteksi oleh YOLOv8 dikarenakan kerusakannya yang masih samar atau sangat halus. Hal tersebut menunjukkan bahwa YOLOv8 masih kurang dapat mendeteksi objek yang berukuran kecil dan memiliki pola khusus pada citra. Contoh kerusakan mekanis buah tomat ceri yang tidak terdeteksi diperlihatkan pada Gambar 18.



Gambar 18 Contoh *dataset* yang tidak terdeteksi (a) Memar tidak terdeteksi; (b) Sayat tidak terdeteksi

Berdasarkan Tabel 4 juga dapat dilihat bahwa nilai presisi lebih tinggi dibandingkan nilai *recall*. Hal ini dikarenakan nilai FP lebih rendah dibandingkan nilai FN. Serianti *et al.* (2023) menjelaskan bahwa presisi dan *recall* memiliki

hubungan terbalik, ketika nilai presisi meningkat maka nilai *recall* akan menurun dan sebaliknya. Nilai FP yang lebih rendah dibandingkan FN menandakan model sedikit mengklasifikasikan aktual yang salah ke prediksi yang benar. Pada rincian nilai *confusion matrix* yang terdapat pada Lampiran 4, terlihat bahwa nilai FP adalah nol pada semua kelas. Sedangkan jika dilihat dari nilai *F1-score* yang didapatkan yakni sebesar 93,49%. Nilai *F1-score* yang semakin tinggi menandakan kinerja model semakin baik. Berdasarkan hasil yang didapatkan menggambarkan model *deep learning* sudah memiliki kinerja yang baik.

Berdasarkan hasil uji *deep learning*, model *deep learning* yang dibangun sudah cukup stabil dalam mendeteksi kerusakan mekanis pada buah tomat ceri secara tepat. Hal tersebut ditandai dengan lebih banyaknya kerusakan yang terdeteksi dengan benar dibandingkan terdeteksi salah. Nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang cukup tinggi juga menggambarkan model *deep learning* sudah cukup baik. Kekurangan model dalam mendeteksi kerusakan diduga karena terdapat kerusakan-kerusakan halus dan/atau kerusakan yang masih samar sehingga model belum sepenuhnya mampu membedakan.



## V SIMPULAN DAN SARAN

### 5.1 Simpulan

Model *deep learning* untuk deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri dengan citra fluoresen menggunakan metode *convolutional neural network* telah berhasil dikembangkan dengan menggunakan algoritma YOLOv8. Penggunaan citra fluoresen membuktikan bahwa citra fluoresen dapat lebih efektif dalam menunjukkan kerusakan mekanis pada buah tomat ceri. Nilai *box loss* dan *classification loss* yang didapat berturut-turut adalah 0,58 dan 0,37. Proses *training* yang dilakukan menggunakan *size memory* sebesar 22,6 MB dengan waktu yang dibutuhkan selama 1,308 jam (1 jam 18 menit 29 detik). Berdasarkan hasil evaluasi model yang diperoleh dari tabel *confusion matrix*, model yang dibangun dengan algoritma YOLOv8 memiliki nilai akurasi sebesar 95,33%, nilai presisi sebesar 100%, *recall* sebesar 87,78%, serta *F1-score* sebesar 93,49%. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model *deep learning* deteksi kerusakan mekanis buah tomat ceri dengan citra fluoresen mampu mendeteksi kerusakan secara akurat dan presisi. Namun, masih terdapat kekurangan di mana kerusakan mekanis yang sangat halus masih sulit dibedakan.

### 5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya, pengambilan citra lebih memerhatikan faktor pencahayaan khususnya pengaturan lampu pada objek yang mengkilap sehingga masalah bayangan dan pantulan dapat diminimalisir atau dihilangkan untuk menghasilkan citra fluoresen yang lebih baik. Penggunaan metode *colour feature* juga dapat dipertimbangkan untuk proses pengolahan data. Penelitian selanjutnya perlu dilakukan penambahan jumlah dan variasi *dataset* untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang lebih baik. Penelitian lebih lanjut dapat melakukan pengembangan implementasi model ke bentuk lokal *software* atau *mobile application* yang dapat digunakan secara mudah dengan mobilitas yang cepat.



## DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad U. 2005. *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*. Yogyakarta (ID): Graha Ilmu.
- Andono PN, Sutojo T, Muljono. 2017. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta (ID): Penerbit ANDI.
- Azis A. 2020. Identifikasi jenis ikan menggunakan model hybrid deep learning dan algoritma klasifikasi. *Sebatik*. 24(2):201–206. doi:10.46984/sebatik.v24i2.1057.
- Bellynza K, Syaputra H. 2022. Objek deteksi burung lovebird menggunakan instance segmentation mask R-CNN. *Bina Darma Conf. Comput. Sci*. 4(1):245–254.
- [BPS] Badan Pusat Statistika. 2022. Produksi Tanaman Sayuran, 2021-2022. [diakses 10 Des 2023]. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/NjEjMg==/produksi-tanaman-sayuran.html>.
- Carolina B, Soegiharto G, Evacuasiy E. 2019. Pengaruh mengonsumsi tomat ceri (*Solanum lycopersicum L. var. cerasiforme*) terhadap indeks gingiva. *SONDE (Sound Dentistry)*. 3(1):22–33. doi:10.28932/sod.v3i2.1785.
- Chen L, Zhu J. 2024. Water surface garbage detection based on lightweight YOLOv5. *Sci. Rep.* 14(1):1–15. doi:10.1038/s41598-024-55051-3.
- Chen X, Deng Z, Zheng L, Zhang B, Luo T, Li H. 2021. Interaction between flavonoids and carotenoids on ameliorating oxidative stress and cellular uptake in different cells. *Foods*. 10(12):3096. doi:10.3390/foods10123096
- Dari S, Triloka J. 2022. Kajian algoritme mask region-based convolutional neural network (mask R-CNN) dan you look only once (YOLO) untuk deteksi penyakit kulit akibat infeksi jamur. Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Masyarakat 2022; Agu 27; Lampung, Indonesia. Lampung: hlm 132–138.
- Fajriyani A. 2020. Pertumbuhan dan produksi tomat cherry (*Lycopersicum cerasiforme Mill.*) secara hidroponik pada berbagai komposisi media tanam dan varietas. *Corp. Gov.* 10(1):54–75.
- Fitri W, Minarni, Herman. 2018. Pengaruh panjang gelombang laser pada sistem pencitraan fluoresensi daun untuk deteksi tingkat cekaman air pada tanaman kelapa sawit. Prosiding Seminar Nasional Fisika Universitas Riau ke-3 2018; Sep 29; Pekanbaru, Indonesia. Pekanbaru: hlm 57-62.
- Hakim L, Zamah S, Handhajani. 2021. Klasifikasi citra pigmen kanker kulit menggunakan convolutional neural network. *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*. 5(2):379–385. doi:10.29207/resti.v5i2.3001.
- Hemdan EED, Shouman MA, Karar ME. 2020. COVIDX-net: a framework of deep learning classifiers to diagnose COVID-19 in x-ray images. 13(10):1–14.
- Hendy, Fajrin A. 2022. Framework jaringan syaraf tiruan dengan algoritma genetika pada pengenalan iris mata. *J. Comasie*. 07(02):70–81.
- Julpan, Nababan EB, Zarlis M. 2015. Analisis fungsi aktivasi sigmoid biner dan sigmoid bipolar dalam algoritma backpropagation pada prediksi kemampuan siswa. *J. Teknovasi*. 2(1):103–116.
- Khairunnas, Yuniarno E, Zaini A. 2021. Pembuatan modul deteksi objek manusia menggunakan metode YOLO untuk mobile robot. *J. Tek. ITS*. 10(1):50–55.

doi:10.12962/j23373539.v10i1.61622.

- Kurniawan AA, Mustikasari M. 2022. Evaluasi kinerja MLib apache spark pada klasifikasi berita palsu dalam bahasa indonesia. *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.* 9(3):489–500. doi:10.25126/jtiik.2022923538.
- Lai A, Santangelo E, Soressi GP, Fantoni R. 2007. Analysis of the main secondary metabolites produced in tomato (*Lycopersicon esculentum*, Mill.) epicarp tissue during fruit ripening using fluorescence techniques. *Postharvest Biol. Technol.* 43(3):335–342. doi:10.1016/j.postharvbio.2006.09.016.
- Li R, Wang R, Xie C, Chen H, Long Q, Liu L, Zhang J, Chen T, Hu H, Jiao L, et al. 2022. A multi-branch convolutional neural network with density map for aphid counting. *Biosyst. Eng.* 213(2019):148–161. doi:10.1016/j.biosystemseng.2021.11.020.
- Manalu G, Rahmawati N. 2019. Pertumbuhan dan produksi tomat ceri pada konsentrasi nutrisi yang berbeda dengan sistem hidroponik. *J. Agroteknologi FP USU.* 7(1):117–124.
- Miljković VM, Momčilović MZ, Zvezdanović JB, Gajić ILJ, Mrmošanin JM, Mihajlov-Krstev TM. 2022. Carotenoid and flavonoid levels, antioxidant activity and antimicrobial properties of tomato grown in Serbia. *Journal of Food and Nutrition Research.* 61(4):402–414.
- Natan O, Gunawan A, Dewantara B. 2019. Grid SVM: aplikasi machine learning dalam pengolahan data akuakultur. *J. Rekayasa Elektr.* 15(1):7–17. doi:10.17529/jre.v15i1.13298.
- Nurfita RD. 2018. Implementasi deep learning berbasis tensorflow. *J. Emit.* 18(1):22–27.
- Nurulhuda A, Al Riza DF, Muharfiza, Kuramoto M, Suzuki T, Kondo N. 2021. Monitoring of fluorescence characteristic in tomato surface during over-ripening stage. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* 733(1). doi:10.1088/1755-1315/733/1/012016.
- Putri AR. 2016. Pengolahan citra dengan menggunakan web cam pada kendaraan bergerak di jalan raya. *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.* 1(1):1–6. doi:10.29100/jupi.v1i01.18.
- Rizki F, Putra M, Assuja M, Ariany F. 2023. Implementasi deep learning lenet dengan augmentasi data pada identifikasi anggrek. *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak.* 4(3):357–366. doi:10.33365/jatika.v4i3.3652.
- Serianti P, Muharar R, Oktiana M, Aulia N. 2023. Sistem temu kembali citra termal kanker payudara pada citra rekam medis. *J. Serambi Eng.* 8(4):6958–6967. doi:10.32672/jse.v8i4.6624.
- Setiawati R, Septirosya T, Irfan M, Permanasari I. 2020. Pertumbuhan dan hasil tanaman tomat cherry (*Solanum lycopersicum var. cerasiforme*) pada sistem hidroponik dengan media tanam organik dan nutrisi ab mix. *J. Pertan. Presisi (Journal Precis. Agric.* 4(2):113–122. doi:10.35760/jpp.2020.v4i2.3131.
- Shahzad T, Ahmad I, Choudhry S, Saeed MK, Khan MN. 2014. Dpph free radical scavenging activity of tomato, cherry tomato and watermelon: lycopene extraction, purification and quantification. *Int. J. Pharm. Pharm. Sci.* 6(2):223–228.
- Siregar TH. 2019. Deteksi dini kerusakan mekanis buah jeruk lokal indonesia berdasarkan metode fluoresen [tesis]. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Situmorang LCR. 2020. Pengaruh aplikasi fermentasi urin sapi dan grand-k

- terhadap pertumbuhan dan hasil tanaman tomat ceri (*Solanum lycopersicum* var. *Cerasiforme*) [skripsi]. Pekanbaru: Universitas Islam Riau.
- Sriwijaya AA. 2016. Segmentasi citra digitak menggunakan thresholding otsu untuk analisa perbandingan deteksi tepi. 2(1):216–226.
- Tamsil D. 2019. Aktivitas antioksidan dari ekstrak air buah tomat ceri (*Solanum lycopersicum* var. *cerasiforme*) dengan metode 1,1-diphenyl-2-picrylhydrazil (DPPH) [skripsi]. Makasar: Universitas Muslim Indonesia.
- Widhiantari IA, Sandra S, Djoyowasito G. 2019. Perubahan sifat fisik buah tomat setelah proses transportasi. *J. Ilm. Rekayasa Pertan. dan Biosist.* 7(2):139–147. doi:10.29303/jrpb.v7i2.69.
- Yuniastri R, Ismawati, Atkhiyah VM, Al Faqih K. 2020. Karakteristik kerusakan fisik dan kimia buah tomat. *J. Food Technol. Agroindustry.* 2(1):1–8.
- Zebua MJ, Suharsi TK, Syukur M. 2019. Studi karakter fisik dan fisiologi buah dan benih tomat (*Solanum lycopersicum* L.) tora IPB. *Bul. Agrohorti.* 7(1):69–75. doi:10.29244/agrob.v7i1.24418.

@Hak cipta milik IPB University

IPB University



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkannya dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.