

**TESIS**

**IDENTIFIKASI LIMBAH TEMPURUNG KELAPA UNTUK  
PEMBUATAN ARANG BRIKET BERBASIS VISI KOMPUTER**

*Identification Of Coconut Shell Waste For The Production Of Charcoal  
Briquettes Based On Computer Vision*

**ANDI ANZANUL ZIKRA  
D082201006**



**PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA  
DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
GOWA  
2023**

**PENGAJUAN TESIS**

**IDENTIFIKASI LIMBAH TEMPURUNG KELAPA UNTUK  
PEMBUATAN ARANG BRIKET BERBASIS VISI KOMPUTER**

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar Magister  
Program Studi Teknik Informatika

Disusun dan diajukan oleh

**ANDI ANZANUL ZIKRA**

**D082201006**

Kepada

**FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
GOWA  
2023**

# TESIS

## IDENTIFIKASI LIMBAH TEMPURUNG KELAPA UNTUK PEMBUATAN ARANG BRIKET BERBASIS VISI KOMPUTER

**ANDI ANZANUL ZIKRA**

**D082201006**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Tesis yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi pada Program Magister Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin Pada tanggal 13 November 2023 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama



Dr. Ir. Amil Ahmad Ilham, ST., M.IT  
NIP. 19731010 199802 1 001

Pembimbing Pendamping



Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T.  
NIP. 19610813 198811 2 001

Dekan Fakultas Teknik  
Universitas Hasanuddin



Prof. Dr.Eng. Ir. Muhammad Isran Ramli, M.T. IPM., ASEAN.Eng.  
NIP. 19730926 200012 1 002

Ketua Program Studi  
S2 Teknik Informatika



Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.  
NIP. 19640427 198910 1 002

## PERNYATAAN KEASLIAN TESIS DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Andi Anzanul Zikra  
Nomor Mahasiswa : D082201006  
Program Studi : S2 Teknik Informatika

Dengan ini menyatakan bahwa, tesis berjudul “Identifikasi Limbah Tempurung Kelapa Untuk Pembuatan Arang Briket Berbasis Visi Komputer” adalah karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Dr. Ir Amil Ahmad Ilham, ST., M.IT dan Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T.). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang 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 tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di Conference: 2023 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA) sebagai artikel dengan judul “*Multi Detection and Segmentation Coconut Shell for Charcoal Briquette Using Mask R-CNN*”.

Dengan ini saya limpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Gowa, 24 November 2023  
Yang menyatakan



Andi Anzanul Zikra

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT. karena berkat rahmat dan karunia-Nya sehingga tesis yang berjudul “**Identifikasi Limbah Tempurung Kelapa Untuk Pembuatan Arang Briket Berbasis Visi Komputer**” ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-2 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan dan penulisan laporan tesis ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai dengan masa penyusunan tesis. Oleh karena itu, penulis dengan senang hati menyampaikan terima kasih kepada:

1. Kedua Orang tua penulis, Bapak Dr. Ir. Muhammad Syaifuddin Nasrun, M.P. dan Ibu Nursyamsi, S.S., M. Pd yang selalu menjadi motivasi terbesar dalam penyelesaian perkuliahan ini yang tidak pernah putus memberikan dukungan, doa, dan semangat serta selalu sabar dalam mendidik penulis sejak kecil.
2. Kakak dan Adik saya yang memberikan support dan semangat kepada penulis selama penyusunan tesis.
3. Bapak Dr. Ir. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.IT selaku pembimbing I dan Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T. selaku pembimbing II yang telah memberikan waktu, tenaga, pikiran, dukungan moril maupun materiil serta perhatian yang luar biasa untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan tesis.
4. Ibu Mukarramah Yusuf, B.Sc., M.Sc. Ph.D., Bapak Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc. dan Bapak Prof. Dr. Ir. H. Ansar Suyuti, MT. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun sehingga laporan tesis ini menjadi lebih baik.
5. Bapak Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc. selaku Ketua Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah memberikan motivasi, bimbingan, dan semangatnya selama masa perkuliahan penulis.

6. Ibu Yuanita S.Kom., M.Pd. serta segenap Staf Departemen Magister Teknik Informatika yang telah banyak membantu penulis selama pengurusan administrasi.
7. Teman-teman Lab Multimedia Animasi dan Lab Cloud Computing atas dukungan dan semangat yang diberikan selama ini;
8. Teman-teman Magister Teknik Informatika atas dukungan dan semangat yang diberikan selama ini.
9. Orang-orang terkasih yang tidak sempat dituliskan oleh penulis.

Akhir kata, penulis berharap semoga Allah SWT. Senantiasa berkenan membalas segala kebaikan dari semua pihak yang telah banyak membantu. Semoga Tesis ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu. Aamiin ya Rabbal Alamin.

Gowa, 24 November 2023

**Andi Anzanul Zikra**

## ABSTRAK

**ANDI ANZANUL ZIKRA.** *Identifikasi Limbah Tempurung Kelapa Untuk Pembuatan Arang Briket Berbasis Visi Komputer.* (Dibimbing oleh **Amil Ahmad Ilham dan Ingrid Nurtanio**).

Limbah tempurung kelapa merupakan salah satu bahan baku terbaik untuk produksi arang briket. Memastikan kualitas tempurung kelapa dalam produksi arang briket sangatlah penting. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model untuk deteksi dan klasifikasi tempurung menggunakan Mask R-CNN. Model dapat mengidentifikasi kualitas tempurung kelapa sebelum melakukan pembelian, sehingga tempurung kelapa yang digunakan memenuhi standar yang diinginkan. Agar model dapat digunakan oleh pengusaha arang briket dan penyedia tempurung kelapa, dikembangkan sebuah website menggunakan Flask. Peneliti membuat dataset baru berisi 1611 gambar limbah tempurung kelapa. Model Mask R-CNN dilatih dengan berbagai backbone yaitu ResNet 50 FPN, ResNet 101 FPN dan modifikasi Mask R-CNN berbasis MobileNet FPN. model dioptimalkan menggunakan teknik augmentasi dan *hyper-parameter tuning*. Hasilnya Modifikasi Mask R-CNN berbasis MobileNet FPN memiliki waktu pelatihan tercepat (4 jam, 52 menit, 12 detik) dan ukuran model terkecil (85,2 MB). Mask R-CNN berbasis MobileNet FPN memiliki waktu pemrosesan deteksi tercepat pada website Flask, dengan rata-rata 2,35 detik, dan penggunaan memori terendah, dengan rata-rata 5,74 MB. Berdasarkan evaluasi, ResNet 101 FPN memberikan hasil terbaik dengan mAP 0.97 dan IoU 0.94.

**Kata Kunci:** Tempurung Kelapa, ResNet, *MobileNet*, *Hyperparameter*, *Augmentasi dan Flask*.

## ABSTRACT

**ANDI ANZANUL ZIKRA.** Identification of Coconut Shell Waste for Computer Vision-Based Charcoal Briquette Production. (supervised by **Amil Ahmad Ilham and Ingrid Nurtanio**).

Coconut shell waste is one of the best raw materials for briquette charcoal production. Ensuring the quality of coconut shells in briquette charcoal production is very important. This research aims to develop a model for shell detection and classification using Mask R-CNN. The model can identify the quality of coconut shells before purchasing so the coconut shells used meet the desired standards. So that the model can be used by charcoal briquette entrepreneurs and coconut shell providers, a website was developed using Flask. Researchers created a new dataset containing 1611 images of coconut shell waste. The Mask R-CNN model is trained with various backbones, namely ResNet 50 FPN, ResNet 101 FPN and modified Mask R-CNN based on MobileNet FPN. The model is optimized using augmentation and hyperparameter tuning techniques. The result is that Modified Mask R-CNN based on MobileNet FPN has the fastest training time (4 hours, 52 minutes, 12 seconds) and the smallest model size (85.2 MB). Modified Mask R-CNN based on MobileNet FPN had the fastest detection processing time on the Flask website, with an average of 2.35 seconds, and the lowest memory usage, with an average of 5.74 MB. Based on evaluation, ResNet 101 FPN provides the best results with mAP 0.97 and IoU 0.94.

**Keywords:** Coconut Shell, ResNet, MobileNet, *Hyperparameter*, Augmentation, and Flask.

## DAFTAR ISI

<b>PENGAJUAN TESIS</b> .....	<b>ii</b>
<b>PERSETUJUAN TESIS</b> .....	<b>iii</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN TESIS</b> .....	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>v</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>vii</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>ix</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xiv</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
1.1 Latar Belakang .....	Error! Bookmark not defined.
1.2 Rumusan Masalah .....	Error! Bookmark not defined.
1.3 Tujuan Penelitian .....	Error! Bookmark not defined.
1.4 Manfaat Penelitian .....	Error! Bookmark not defined.
1.5 Batasan Masalah.....	Error! Bookmark not defined.
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	Error! Bookmark not defined.
2.2 Kajian Pustaka.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.1 Pengertian Kualitas.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.2 Limbah Biomassa .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.3 Arang Briket Tempurung Kelapa .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.4 <i>Artificial Intelligence (AI)</i> .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.5 Visi Komputer .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.6 Convolutional Neural Network .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.7 Mask R-CNN .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.8 ResNet .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.9 MobileNet.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.10 Flask.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.11 Google Collaboratory .....	Error! Bookmark not defined.
2.1.12 Jupyter Notebook.....	Error! Bookmark not defined.
2.1.13 Evaluasi Sistem.....	Error! Bookmark not defined.
2.2 Metode Penyelesaian Masalah .....	Error! Bookmark not defined.
2.2.1 State Of The Art Penelitian .....	Error! Bookmark not defined.
2.2 Kerangka Pikir .....	Error! Bookmark not defined.
<b>BAB III LANGKAH PENELITIAN</b> .....	Error! Bookmark not defined.
3.1 Jenis Penelitian.....	Error! Bookmark not defined.
3.2 Tahapan Penelitian .....	Error! Bookmark not defined.
3.3 Sumber Data.....	Error! Bookmark not defined.
3.4 Waktu Dan Lokasi Penelitian.....	Error! Bookmark not defined.
3.5 Persiapan Data.....	Error! Bookmark not defined.
3.6 Pengolahan Data.....	Error! Bookmark not defined.
3.6.1 Pembersihan Data ( <i>Data Cleaning</i> ) .....	Error! Bookmark not defined.
3.6.2 Anotasi dan Labelling .....	Error! Bookmark not defined.
3.7 Perancangan Sistem .....	Error! Bookmark not defined.
3.7.1 Skema Perancangan Sistem.....	Error! Bookmark not defined.
3.7.2 Perancangan Model.....	Error! Bookmark not defined.
3.8 Implementasi Sistem .....	Error! Bookmark not defined.

3.8.1	Pra-Proses Pelatihan.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.8.2	Konfigurasi dan Setup.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.8.3	Trainning.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.8.4	Integrasi Model Tempurung Kelapa .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.9	Pengujian Sistem.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.9.1	Testing Lingkungan IDE.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.9.2	Testing Model Website .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.9.3	Skenario Pengujian.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3.2	Evaluasi Sistem .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>BAB IV</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
4.1	Hasil Anotasi.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
4.2	Hasil Trainning Model .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
4.3	Hasil Evaluasi Lingkungan IDE.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
4.4	Hasil Evaluasi Lingkungan Website .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP.....</b>	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
5.1	Kesimpulan .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
5.2	Saran.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>.....</b>	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
<b>LAMPIRAN</b>	<b>.....</b>	<b>Error! Bookmark not defined.</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 1. Fungsi Matrik Evaluasi	31
Tabel 2. <i>State of the art</i>	36
Tabel 3. Karakteristik citra tempurung kelapa	54
Tabel 4. Spesifikasi Experiment (training dan validasi)	66
Tabel 5. Spesifikasi Experiment (testing model)	66
Tabel 6. Konfigurasi Mask R-CNN	67
Tabel 7. Eksperiment hyperparameter	68
Tabel 8. Fungsi dan tujuan hyperparameter	69
Tabel 9. Operasi augmentasi yang digunakan	71
Tabel 10. Struktur Folder Perancangan Website Tempurung Kelapa	82
Tabel 11. Jenis Skenario Pengujian Model	95
Tabel 12. Objek Teranotasi	100
Tabel 13. Evaluasi hyperparameter model MobileNet FPN	100
Tabel 14. Pengaruh hyperparameter Epoch MobileNet FPN	101
Tabel 15. Hyperparameter resolusi gambar, augmentasi MobileNet FPN	102
Tabel 16. Hyperparameter step-per-epoch MobileNet FPN	102
Tabel 17. Evaluasi Hyperparameter model ResNet 50 FPN	104
Tabel 18. Hyper-parameter resolusi 1024px ResNet 50 FPN.	104
Tabel 19. Evaluasi Hyperparameter ResNet 101 FPN	107
Tabel 20. Evaluasi mAP, IOU pada model terbaik	109
Tabel 21 Gambar evaluasi IOU	111
Tabel 22. Evaluasi ukuran file dan lama waktu pelatihan	112
Tabel 23. Hasil deteksi pengujian skenario data testing	114
Tabel 24. Evaluasi penggunaan memori dan lama waktu deteksi (IDE)	117
Tabel 25. Evaluasi model website waktu tunggu dan penggunaan memori	124

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Limbah biomassa.....	9
Gambar 2. <i>Grade</i> Kelapa .....	11
Gambar 3. Proses pemilahan batok kelapa .....	12
Gambar 4. Hubungan Antara <i>AI</i> , <i>ML</i> , dan <i>DL</i> .....	12
Gambar 5. Cara Kerja <i>ML</i> dan <i>DL</i> (Elgandy, 2020).....	13
Gambar 6. Sistem penglihatan manusia (Elgandy, 2020).....	14
Gambar 7. Sistem penglihatan komputer (Elgandy, 2020) .....	14
Gambar 8. Perbedaan klasifikasi, deteksi Objek dan segmentasi .....	16
Gambar 9. Arsitektur <i>CNN</i> (Elgandy, 2020).....	17
Gambar 10. Segmentasi instans Mask R-CNN (He <i>et al.</i> , 2017).....	18
Gambar 11. Arsitektur FCN (Shelhamer, Long dan Darrell, 2017).....	18
Gambar 12. Arsitektur Umum Mask R-CNN (Faster R-CNN FCN), .....	19
Gambar 13. Arsitektur ResNet-50 (Mahmood <i>et al.</i> , 2020) .....	20
Gambar 14. Arsitektur ResNet-101 (Chen <i>et al.</i> , 2021) .....	20
Gambar 15. Perbedaan ResNet50 dan Resnet101 .....	20
Gambar 16. <i>Depthwise convolution</i> dan <i>Pointwise convolution</i> .....	22
Gambar 17. Arsitektur MobileNet (Howard <i>et al.</i> , 2017).....	23
Gambar 18. a. Arsitektur MobileNet b. Proses Konvolusi <i>Depthwise</i> .....	23
Gambar 19. Lima tahap MobileNets setelah modifikasi.....	24
Gambar 20. Alur data MobileNet Feature Pyramid Network (FPN) .....	24
Gambar 21. Skema Integrasi Model Flask (Nawaz, 2022) .....	25
Gambar 22. Tampilan Google Collab .....	26
Gambar 23. User Interface IDE Jupyter Notebook .....	26
Gambar 24. Kerangka Pikir.....	48
Gambar 25. Flowchart Tahapan Penelitian .....	50
Gambar 26. Citra tempurung kelapa dari berbagai sumber limbah .....	54
Gambar 27. Citra tempurung kelapa dengan beberapa variasi latar belakang .....	56
Gambar 28. Teknik pengambilan dataset skenario penjualan.....	58
Gambar 29. Data Pelatihan dengan beberapa jenis latar belakang .....	58
Gambar 28. Flowchart Anotasi dan <i>Labelling</i> .....	60
Gambar 31. Anotasi di roboflow .....	60
Gambar 32. Teknik Anotasi Amodal di roboflow .....	62
Gambar 26. Perancangan Proses Bisnis .....	63
Gambar 26. Rancangan Pembuatan Model .....	65
Gambar 30. Ilustrasi hasil filter augmentasi. ....	70
Gambar 31. Kode program untuk <i>augmentasi on the fly</i> .....	71
Gambar 32. Hasil augmentasi .....	72
Gambar 38. Arsitektur Mask-R CNN .....	73
Gambar 34. Ilustrasi fitur map .....	74

Gambar 35. Training Mask R-CNN di google Collab .....	76
Gambar 41. Arstektur MobileNet (Akter <i>et al.</i> , 2021).....	77
Gambar 42. Layer yang digunakan dalam Mask R-CNN .....	77
Gambar 43. Penyesuaian Layer input FPN pada MobileNet .....	78
Gambar 36. Arstektur Mask-RCNN MobileNet FPN (modiifikasi).....	80
Gambar 44. Training Mask R-CNN dengan MobileNet di google Collab .....	81
Gambar 46. Hasil ekstraksi fitur MobileNet.....	81
Gambar 50. Potongan kode integrasi model Mask R-CNN dengan website .....	84
Gambar 51. Usecase diagram alur kerja website .....	85
Gambar 52 Flowchart testing lingkungan IDE .....	87
Gambar 53. Hasil deteksi Mask R-CNN.....	88
Gambar 54. hasil deteksi warna mask berdasarkan kelas objek .....	90
Gambar 59. Hasil <i>Counting</i> Objek terdeteksi .....	91
Gambar 53. Hasil estimasi ukuran tumpung kelapa .....	91
Gambar 54. Hasil estimasi ukuran kelapa multi objek .....	92
Gambar 56. Flowchart testing pada website. ....	93
Gambar 57. Hasil deteksi pada website .....	94
Gambar 55. Hasil deteksi pada website .....	95
Gambar 53. Informasi dataset anotasi situs roboflow .....	99
Gambar 54. Plot hyper-parameter tuning MobileNet FPN .....	103
Gambar 55. Plot bar hyper-parameter tuning ResNet 50 FPN.....	106
Gambar 56. Plot hyper-parameter tuning ResNet 101 FPN.....	108
Gambar 57. Plot ukuran file model pelatihan .....	113
Gambar 58. Plot lama proses training .....	113
Gambar 59. Plot lama waktu deteksi (IDE) .....	117
Gambar 60. Plot penggunaan memori (IDE) .....	118
Gambar 61. Halaman Utama Website.....	121
Gambar 62. Halaman Upload dan Predict.....	121
Gambar 63. Halaman Hasil Prediksi Website.....	123
Gambar 64. Plot lama waktu deteksi (Flask) .....	125
Gambar 65. Plot penggunaan memori (Flask) .....	125

**DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran 1. Pengambilan Data	134
Lampiran 2. Pengujian Aplikasi	135
Lampiran 3. Source Code Program	136

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Di era globalisasi, permintaan energi bersih dan berkelanjutan menjadi kebutuhan yang sangat mendesak. Salah satu upaya untuk memenuhi kebutuhan tersebut adalah dengan pemanfaatan limbah biomassa, khususnya limbah tempurung kelapa, sebagai bahan dasar produksi arang briket biomassa (Khan *et al.*, 2021). Indonesia, dengan ketersediaan limbah pertanian yang melimpah, memiliki potensi besar dalam produksi arang briket biomassa berbahan baku limbah tempurung kelapa. Limbah tempurung kelapa memiliki nilai kalor yang cukup tinggi, yaitu 19,4—20,50 *Measured HHV MJ/kg* (Channiwala dan Parikh, 2002; Uzun *et al.*, 2017; Kabir Ahmad *et al.*, 2022). Limbah tempurung kelapa dapat diolah menjadi arang yang selanjutnya digunakan sebagai bahan dasar dalam produksi briket biomassa.

Namun, dibalik potensi besar tersebut, terdapat kendala yang menghambat efisiensi produksi arang briket biomassa, yaitu kendala dalam menentukan kualitas bahan baku, yakni limbah tempurung kelapa. Pengusaha arang briket seringkali menghadapi kesulitan dalam menentukan kualitas tempurung kelapa. Bagi pengusaha briket, memastikan kualitas bahan baku adalah kunci untuk menghasilkan arang briket yang berkualitas, sehingga sering kali harus melakukan pemeriksaan langsung yang membutuhkan waktu dan biaya tambahan.

Tempurung kelapa memiliki beberapa karakteristik sifat fisik yang menentukan kualitas akhir dari arang briket yang di produksi, sifat fisik dari tempurung kelapa yang basah dan berserabut dapat mempengaruhi kualitas arang yang dihasilkan (Nugroho, 2010). Tempurung kelapa yang basah mengandung kadar air yang tinggi, yang berdampak pada penurunan kualitas arang (Eka Putri dan Andasuryani, 2017). Kelembaban yang tinggi menyebabkan tempurung kelapa sulit untuk dibakar, memerlukan waktu lama agar terbakar sempurna. Selain itu, tempurung kelapa yang terkontaminasi oleh air limbah juga tidak dapat digunakan

sebagai bahan baku arang briket karena air limbah yang terkontaminasi dapat mengandung bahan kimia berbahaya yang dapat merusak kualitas tempurung kelapa dan tentunya mengurangi kualitas arang briket jika tetap digunakan (Kabir Ahmad *et al.*, 2022).

Tempurung kelapa yang berserabut atau sabut kelapa dapat digunakan sebagai bahan baku untuk pembuatan arang briket (Suryaningsih *et al.*, 2017) (Triadi *et al.*, 2022), tetapi akan mengalami kesulitan dalam proses pengolahan dan pengepresan. Serabut yang ada pada tempurung kelapa dapat menyulitkan proses pemecahan tempurung menjadi serpihan-serpihan kecil sehingga menambah waktu proses pengerjaan, selain itu tempurung kelapa yang memiliki banyak serabut menghasilkan arang yang kotor atau dapat menimbulkan arang yang berdebu sehingga akan menurunkan jumlah dan kualitas arang jika arang tersebut tetap digunakan untuk pembuatan briket, dan akan menghasilkan briket yang berbau (Haryati dan Amir, 2021).

Dalam praktiknya, pengusaha arang briket seringkali menghadapi kesulitan dalam mendapatkan informasi yang akurat mengenai sifat fisik kualitas tempurung kelapa yang akan dibeli. Pengusaha arang briket harus berpergian jarak jauh untuk melakukan pemeriksaan langsung ke lokasi penjual tempurung kelapa, dan hal ini tentunya memakan banyak waktu dan biaya. Selain itu, berdasarkan foto-foto yang diberikan oleh penjual, pengusaha briket seringkali kesulitan dalam menilai jumlah dan kualitas tempurung kelapa secara akurat.

Sebagai solusi dari permasalahan tersebut, kebutuhan akan sebuah platform digital yang dapat menyajikan informasi kualitas tempurung kelapa dengan akurat menjadi sangat penting. Maka, dengan teknologi kecerdasan buatan berbasis visi komputer, sebuah model deteksi, klasifikasi, dan segmentasi instan telah dikembangkan dan diintegrasikan ke dalam sebuah platform berbasis web. Platform ini memungkinkan para pengusaha briket untuk memeriksa kualitas tempurung kelapa dari jarak jauh, tanpa harus berada di lokasi penjual.

Melalui website, penjual tempurung kelapa dapat dengan mudah mengunggah citra tempurung kelapa yang ingin dijual. Selanjutnya, dengan dukungan model visi komputer, citra tersebut akan dianalisis untuk menentukan sifat fisik kualitas, jumlah, dan ukuran tempurung kelapa. Hasil analisis ini akan memberikan gambaran detail bagi para pengusaha arang briket, memudahkan mereka dalam proses pengambilan keputusan dalam proses pembelian.

Dengan demikian adanya aplikasi web memberi kemudahan bagi pengusaha arang briket yang ingin membeli tempurung kelapa, pengusaha arang briket dapat mengetahui mutu tempurung kelapa tanpa melakukan inspeksi langsung ke lokasi penjual, sehingga memangkas waktu dan biaya. Aplikasi web memberikan informasi berupa kualitas dan kuantitas tempurung kelapa dengan akurasi yang lebih baik. Selain itu, aplikasi web juga menjadi jembatan bagi para penjual tempurung kelapa skala kecil, khususnya yang berada di lokasi terpencil, untuk memasarkan produk mereka ke pengusaha briket skala besar, memberikan mereka peluang yang sama dalam ekosistem industri arang briket.

Citra limbah tempurung kelapa menampilkan karakteristik kompleks, seperti objek yang hampir mirip satu dengan lainnya, bentuknya tidak sempurna, saling bertumpuk, tersebar, dan tumpang tindih. Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan studi literatur berbagai penelitian yang mengembangkan berbagai metode dan teknik untuk mengatasi permasalahan tersebut. Peneliti menemukan beberapa penelitian yang berkaitan dengan buah kelapa, buah-buahan lain, dan terkait limbah dalam bidang visi komputer. Namun, penelitian tersebut belum mencakup secara spesifik pengolahan citra dari karakteristik tempurung kelapa dalam bidang visi komputer. Metode klasifikasi limbah menggunakan algoritma tradisional pembelajaran mesin, sering kali menggunakan kombinasi ekstraksi fitur berupa warna dan tekstur, namun metode ini menghasilkan kemampuan deteksi objek yang terbatas dan akurasi yang kurang memuaskan (Zhang, Yang, *et al.*, 2021a). Penelitian deteksi buah (Kapach *et al.*, 2012; Zhao, Lee dan He, 2016) juga menggunakan metode konvensional, di mana deteksi buah didasarkan pada ekstraksi fitur berbasis warna, tekstur, dan morfologi dalam gambar. Akan tetapi, metode yang diusulkan ini sering mengalami kesalahan pada gambar dengan latar

belakang yang kompleks dan kesulitan dalam mendeteksi buah yang saling tertutup. Oleh karena itu, metode baru diusulkan, yaitu metode pembelajaran dalam (*deep learning*), yang memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengekstrak fitur dari data gambar dibandingkan dengan metode ekstraksi fitur sederhana. Pada penelitian (Zhang, Yang, *et al.*, 2021a), metode yang diusulkan adalah DenseNet169, dan model tersebut berhasil mencapai nilai akurasi klasifikasi lebih dari 82%. Salah satu permasalahan yang dihadapi dalam pendeteksian objek adalah ketidakmampuan mendeteksi objek yang terhalangi atau oklusi objek (Kapach *et al.*, 2012; Youme *et al.*, 2021). Selain itu, sering terjadi kesalahan dalam menampilkan ground truth yang dapat mempengaruhi kinerja deteksi dan akurasi.

Penelitian selanjutnya menggunakan algoritma CNN (Divyanth *et al.*, 2022; Styorini *et al.*, 2022) untuk mendeteksi buah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi objek dengan akurasi yang cukup baik. Penelitian (Divyanth *et al.*, 2022) berhasil mendeteksi kelompok kelapa yang terhalangi oleh daun dan tidak terhalangi. Meskipun demikian, penulis tidak menggunakan metode bounding box yang digunakan pada metode sebelumnya di Faster R-CNN, YOLO (Divyanth *et al.*, 2022; Nuha dan Alexandro H., 2022), Dalam kasus pendeteksian objek, *Bounding Box* berbentuk persegi atau persegi panjang tidak mampu menggambarkan secara efektif objek yang memiliki bentuk melengkung dan saling menutupi (Kapach *et al.*, 2012; Zhao, Lee dan He, 2016). Karena bentuk citra tempurung kelapa sering kali tidak teratur dan saling tumpang tindih, penggunaan kotak pembatas sederhana berupa persegi atau persegi panjang menjadi tidak cukup untuk mempresentasikannya. Selanjutnya, penulis mencari metode alternatif yang lebih sesuai karakteristik citra tempurung kelapa.

Untuk mengatasi masalah ini, penelitian menggunakan algoritma Mask R-CNN (He *et al.*, 2017), yang telah terbukti mampu melakukan segmentasi instans dengan baik pada objek yang saling menghalangi dan latar belakang yang kompleks (Qi *et al.*, 2019; Jaikumar, Vandaele and Ojha, 2021; Wang and He, 2022; Wang *et al.*, 2022).

Meski teknologi deteksi citra sudah ada, namun banyak diantaranya belum optimal dalam mendeteksi objek seperti tempurung kelapa yang memiliki karakteristik kompleks. Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka penulis mengusulkan penggunaan algoritma segmentasi instan Mask R-CNN. Penggunaan Mask R-CNN dalam penelitian ini bermanfaat untuk mengatasi masalah karakteristik citra limbah tempurung kelapa.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah, rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana membangun model Mask R-CNN untuk melakukan klasifikasi, multi-deteksi, dan segmentasi instans, terhadap citra limbah tempurung kelapa menggunakan Mask R-CNN.
2. Bagaimana melakukan optimisasi model Mask R-CNN melalui teknik hyperparameter tuning dan augmentasi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model.
3. Bagaimana melakukan modifikasi arsitektur pada model Mask R-CNN, menggantikan ResNet dengan MobileNet FPN, untuk meningkatkan efisiensi penggunaan memori dan kecepatan waktu deteksi.
4. Bagaimana mengintegrasikan model Mask R-CNN dengan platform website.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Membangun model menggunakan algoritma Mask R-CNN untuk melakukan segmentasi instans terhadap limbah tempurung kelapa
2. Mengoptimalkan model Mask R-CNN melalui hyperparameter tuning untuk mencapai evaluasi dan efisiensi yang lebih baik.
3. Melakukan modifikasi arsitektur pada layer ekstraksi fitur Mask R-CNN dengan menggantikan backbone ResNet dengan MobileNet FPN, dengan tujuan meningkatkan efisiensi penggunaan memori dan mempercepat waktu deteksi dalam aplikasi pengolahan citra limbah tempurung kelapa.

4. Mengintegrasikan model Mask R-CNN ke dalam sebuah aplikasi website untuk memfasilitasi penggunaannya.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil penelitian ini dapat membantu pengusaha arang briket untuk mendapatkan tempurung kelapa berkualitas sebagai bahan baku arang, dan menghasilkan arang briket berkualitas sesuai dengan permintaan pasar.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini, yaitu:

1. Penelitian difokuskan pada citra limbah tempurung kelapa untuk dijadikan bahan baku arang briket.
2. Citra limbah tempurung kelapa yang akan diproses adalah citra 2 dimensi (2D).
3. Dataset yang dikumpulkan berupa citra tempurung kelapa yang berasal dari berbagai sumber meliputi: dari pasar tradisional, pengusaha kelapa, dan dari hasil limbah rumah tangga.
4. Citra limbah tempurung kelapa yang digunakan dalam model deteksi objek hanya melibatkan bagian objek yang tampak. Objek tempurung kelapa yang bertumpuk tinggi atau menggantung tidak diakomodasi dalam penelitian ini.
5. Penelitian difokuskan pada citra limbah tempurung kelapa dalam jumlah objek yang sedikit hingga sedang.
6. Estimasi ukuran tempurung kelapa hanya dilakukan dengan mengukur dari tampak atas saja.
7. Penelitian ini tidak dirancang mencegah kecurangan dalam proses pengambilan gambar tempurung kelapa atau manipulasi data oleh pengguna. Oleh karena itu, keakuratan model dan hasil yang diperoleh sangat bergantung pada kejujuran data citra yang dimasukkan oleh pengguna.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.2 Kajian Pustaka**

##### **2.1.1 Pengertian Kualitas**

Kualitas dalam dunia perindustrian adalah salah satu kriteria yang sangat penting, dan setiap rumah produksi haruslah memperhatikan kualitas produknya. Kualitas dapat menentukan tingkat keberhasilan sebuah perusahaan dalam mempertahankan kelangsungan proses produksi. Selain itu, kualitas juga berperan sebagai penunjuk tingkat loyalitas konsumen terhadap produk atau jasa yang dihasilkan. Kata "kualitas" sendiri dalam beberapa dekade terakhir memiliki beberapa arti, yang diartikan oleh beberapa ahli terkemuka dunia (Nugroho, 2010). Beberapa di antaranya adalah:

- a) Menurut Besterfield (2001), kualitas adalah produk atau jasa yang dapat memenuhi pengharapan. Beberapa aspek kualitas yang dijelaskan meliputi kesempurnaan, konsistensi, penghilangan pemborosan (*waste*), kecepatan pengiriman, kesesuaian dengan kebijakan dan prosedur, penyediaan barang, pengerjaan benar pertama kali, kepuasan konsumen, total kepuasan, dan pelayanan konsumen.
- b) Menurut Mitra (1998), kualitas suatu produk atau jasa adalah kesesuaian produk atau jasa tersebut sehingga dapat mencapai tujuan yang tepat dan sesuai penggunaannya seperti yang diinginkan oleh konsumen.
- c) Menurut Feigenbaum (1991), kualitas merupakan gabungan dari semua karakteristik yang ada dalam produk dan jasa, mulai dari pemasaran, rekayasa, pembuatan, dan pemeliharaan yang membuat produk dan jasa yang digunakan dapat memenuhi harapan-harapan konsumennya.
- d) Menurut Crosby (1979) yang dikutip dari Mitra (1998), kualitas diartikan sebagai penyesuaian terhadap permintaan atau spesifikasi.
- e) Menurut Juran (1974) yang dikutip dari Mitra (1998), kualitas diartikan sebagai kecocokan dalam penggunaannya.

Pemahaman tentang kualitas dari perspektif para ahli tersebut mencakup berbagai aspek dan sudut pandang yang berbeda, tetapi pada intinya, kualitas selalu berhubungan dengan kesesuaian produk atau jasa dengan harapan dan kebutuhan konsumen. Perusahaan yang berorientasi pada kualitas akan berusaha untuk memenuhi standar tinggi dalam setiap aspek produk atau jasa yang mereka hasilkan untuk mencapai kepuasan konsumen dan memenangkan loyalitas pelanggan (Nugroho, 2010).

### **2.1.2 Limbah Biomassa**

Biomassa didefinisikan sebagai bahan organik, tersedia secara terbarukan, yang diproduksi langsung atau tidak langsung dari organisme hidup. Biomassa termasuk limbah hutan dan pabrik, tanaman pertanian dan limbah kayu kotoran hewan, limbah operasi ternak, tanaman air, pertumbuhan pohon dan tanaman, sampah kota dan industri. Kelangkaan bahan bakar minyak, yang disebabkan oleh kenaikan harga minyak dunia yang signifikan, telah mendorong pemerintah untuk mengajak masyarakat mengatasi masalah energi bersama-sama. Penghematan ini terhadap bahan bakar fosil sebetulnya harus telah kita gerakkan sejak dahulu karena pasokan bahan bakar yang berasal dari minyak bumi adalah sumber energi fosil yang tidak dapat diperbaharui (*non renewable*), sedangkan permintaan naik (Widodo, 2016).

Secara umum, limbah biomassa banyak dimanfaatkan untuk diolah menjadi bahan bakar alternatif berupa briket. Lebih jauh lagi, sebagian kecil limbah yang dihasilkan digunakan sebagai pakan ternak atau dimanfaatkan sebagai kayu bakar. Selain itu, limbah biomassa ini dapat digunakan sebagai bahan dasar untuk membuat arang aktif yang dapat digunakan untuk beberapa tujuan, salah satunya sebagai bahan untuk filtrasi air (Wardani, 2020).

Biomassa sebagai energi terbarukan berpeluang besar untuk kita gunakan sebagai energi terbarukan. Tempurung kelapa, sabut kelapa, bonggol jagung dan Sekam padi merupakan limbah biomassa yang sangat potensial untuk dijadikan arang briket, ketiga bahan baku di atas memiliki nilai karbon yang cukup tinggi untuk digunakan (Triadi *et al.*, 2022). Beberapa jenis limbah biomassa dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Limbah biomassa

### 2.1.3 Arang Briket Tempurung Kelapa

Batok kelapa atau tempurung kelapa yang merupakan bahan baku briket arang saat ini biasanya kerap kali dibuang begitu saja. Padahal, batok kelapa tersebut bisa dijadikan sebagai bahan baku mentah untuk diolah menjadi arang, yang masih dapat diolah kembali menjadi produk inovatif yang dapat memberikan nilai tambah (Kedutaan Besar Republik Indonesia, 2021).

Arang briket adalah istilah yang merujuk pada jenis arang yang telah diproses khusus untuk memenuhi persyaratan tertentu dalam pembuatan briket. Arang ini dihasilkan dari limbah biomassa tempurung kelapa atau kayu yang dipadatkan menjadi bentuk yang lebih padat dan kompak. Proses pembuatan arang briket melibatkan pemadatan dan pengikatan menggunakan bahan perekat alami atau bahan lainnya untuk membentuk briket dengan ukuran dan bentuk yang seragam. Arang briket memiliki keunggulan seperti tingkat kelembapan yang rendah, konsistensi dalam ukuran, dan pembakaran yang lebih efisien.

Sementara itu, briket arang adalah produk jadi yang dihasilkan dari proses pembuatan briket menggunakan arang briket sebagai bahan baku. Briket arang ini memiliki bentuk yang seragam dan umumnya berbentuk silinder atau kubus. Briket arang menjadi pilihan yang populer sebagai alternatif bahan bakar karena memiliki nilai kalor yang tinggi, menghasilkan sedikit asap dan residu abu, serta lebih ramah

lingkungan karena diproduksi dari limbah biomassa yang dapat diperbaharui. Briket arang digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk sebagai bahan bakar untuk memasak, pemanasan rumah, dan kebutuhan industri. Keberlanjutan dan efisiensi dalam pembuatan serta pemanfaatan briket arang telah membuatnya menjadi solusi yang menarik dalam upaya menjaga lingkungan dan mengurangi ketergantungan pada bahan bakar fosil.

Briket arang tempurung kelapa Indonesia memiliki potensi ekspor yang besar. Salah satu faktornya adalah kualitas briket tempurung kelapa Indonesia yang dinilai terbaik oleh pasar Internasional. Briket arang batok kelapa merupakan bahan bakar alternatif yang kerap digunakan untuk memasak terutama untuk memanggang bahan makanan seperti di Eropa, di negara Timur Tengah digunakan untuk keperluan rokok pipa shisha, sedangkan di Asia seperti di Korea Selatan dan Jepang briket arang kelapa digunakan untuk keperluan memasak di restoran, dikarenakan produk briket arang batok kelapa asal Indonesia dapat menghasilkan panas yang lebih besar dibandingkan dengan briket batu bara ataupun arang dari bahan tanaman bakau. Selain itu, briket dari arang batok kelapa juga lebih aman, ramah lingkungan karena tidak merusak tanaman seperti tanaman bakau serta tidak menimbulkan asap. Apalagi, terkait dengan isu pemanasan global yang sangat sensitif (Kedutaan Besar Republik Indonesia, 2021).

Dalam peningkatan kualitas ekspor briket arang, perhatian terhadap kualitas bahan baku sangat penting. Kualitas dari tempurung kelapa sebagai bahan baku arang merupakan faktor kunci yang menentukan kualitas akhir arang briket yang dihasilkan. Menurut pengusaha arang briket, salah satu karakteristik utama tempurung kelapa berkualitas adalah keberadaan tempurung kelapa yang tidak basah dan bebas serabut. Namun, satu tantangan yang dihadapi oleh pengusaha arang adalah seringkali mereka mendapatkan pasokan tempurung kelapa yang basah dan berserabut.

Oleh karena itu, pengusaha arang harus melakukan proses penyortiran tempurung kelapa secara manual sebelum mengolahnya menjadi arang briket berkualitas. Selain itu, ukuran tempurung kelapa juga memainkan peran penting. Kelapa dengan ukuran yang diklasifikasikan sebagai grade A, B, dan C dapat memberikan kontribusi pada peningkatan kuantitas atau jumlah arang yang

dihasilkan. Dengan menggunakan ukuran yang lebih besar dan seragam, proses pengolahan tempurung kelapa menjadi arang briket dapat dilakukan dengan lebih efisien, sehingga menghasilkan jumlah yang lebih banyak. Gambar 2 menunjukkan gambaran mengenai klasifikasi *grade* kelapa, yang meliputi *grade* A, B, dan C.



**Gambar 2.** *Grade* Kelapa

Salah satu cara meningkatkan kualitas arang briket yang dihasilkan oleh bahan baku tempurung kelapa ialah penggunaan tempurung kelapa yang bersih, kering, dan bebas serabut. Bahan baku yang berkualitas akan menghasilkan arang briket dengan tingkat kadar air yang lebih rendah dan serat kadar abu yang minimal serta menghasilkan arang yang halus, arang halus merupakan salah satu faktor penting dalam peningkatan briket biomassa karena hasil dari arang halus menghasilkan briket yang padat rapat dan tidak mudah hancur (Nugroho, 2010). Arang halus yang berasal dari kelapa yang bersih dan kering ini berdampak pada peningkatan nilai kalor dan kualitas pembakaran arang, serta mengurangi kemungkinan adanya kontaminan yang dapat mempengaruhi performa arang. Dengan demikian, dalam upaya meningkatkan kualitas ekspor arang briket, penting untuk memperhatikan kualitas karakteristik tempurung kelapa sebagai bahan baku. Melalui proses penyortiran yang teliti dan pemilihan tempurung kelapa yang baik, pengusaha arang dapat menghasilkan arang briket berkualitas yang memenuhi standar ekspor yang diharapkan. Pada gambar 3 menggambarkan proses penyortiran hasil pembelian kelapa yang dilakukan secara manual hal tersebut

dilakukan untuk memilih tempurung kelapa berkualitas sebelum diolah menjadi arang briket.



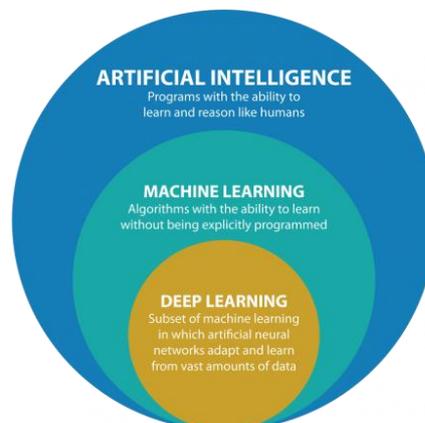
**Gambar 3.** Proses pemilahan batok kelapa

Pada Gambar 2, dapat dilihat bahwa terdapat proses pemilahan batok kelapa dari beberapa sumber hasil pemilihan tersebut terbagi menjadi dua kategori, yaitu mutu baik yang ditandai dengan warna hijau, dan kurang baik yang ditandai dengan warna merah. Selanjutnya juga menunjukkan proses pembuatan arang dari batok kelapa dari bahan baku tempurung kelapa berkualitas

#### 2.1.4 *Artificial Intelligence (AI)*

*Artificial Intelligence (AI)*, atau dalam bahasa Indonesia dikenal dengan sebutan kecerdasan Buatan adalah cabang ilmu komputer yang berfokus pada pembuatan dan penerapan perangkat lunak dan algoritma yang dapat melakukan tugas-tugas yang biasanya memerlukan intervensi dan kecerdasan manusia.

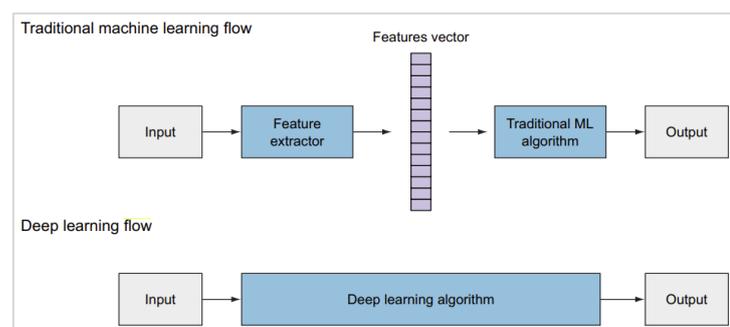
*AI* adalah topik yang mencakup bidang ilmu *Machine Learning (ML)* dan *Deep Learning (DL)*. Berikut adalah skema hubungan antara *AI*, *ML* dan *DL* dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Hubungan Antara *AI*, *ML*, dan *DL*

*Machine Learning (ML)* adalah bagian dari *AI* yang menggunakan metode statistik. Dengan metode tersebut memungkinkan mesin (komputer) untuk mengambil keputusan berdasarkan data. Algoritma *machine learning* dirancang agar dapat belajar dan kemampuannya meningkat seiring waktu ketika terdapat data baru, tanpa diprogram secara eksplisit (Seema Singh, 2018) (Priyanto Hidayatullah, 2021). Contoh penerapan *machine learning* adalah sebuah sistem yang dapat mendeteksi penyakit jantung berdasarkan rekaman elektrokardiogram (EKG).

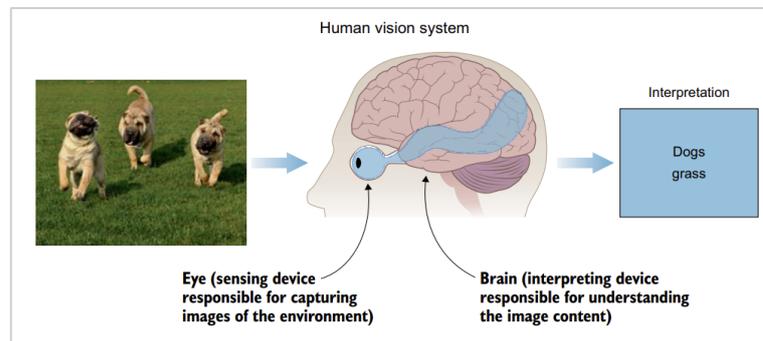
*Deep Learning (DL)* adalah jenis dari *machine learning* yang terinspirasi oleh fungsi sel otak manusia yang disebut neuron. Dari inspirasi itulah terdapat konsep yang dinamakan *Neural network (NN)*. Namun pada *Deep learning neural network*-nya lebih dari dua lapisan. Selain itu terdapat beberapa hal yang menjadi evolusi *neural network* pada *deep learning* lebih banyak neuron dari jaringan sebelumnya, cara yang lebih kompleks untuk menghubungkan lapisan/neuron, dan ekstraksi fitur otomatis (Vinet dan Zhedanov, 2011). Belum ada panduan yang betul-betul solid dalam menentukan jumlah *hidden layer* pada sebuah arsitektur model *deep learning* (Priyanto Hidayatullah, 2021). Terdapat perbedaan antara algoritma *machine learning* tradisional dengan algoritma *deep learning* pada *computer vision*. Pada algoritma *machine learning* tradisional dilakukan ekstraksi fitur yang menghasilkan vektor fitur, setelah itu diklasifikasikan menggunakan algoritma *machine learning*. Sedangkan pada *deep learning*, ekstraksi fitur dan klasifikasi dilakukan oleh *neural network*. Ilustrasi cara kerja *DL* dan *ML* dapat dilihat pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Cara Kerja *ML* dan *DL* (Elgendy, 2020).

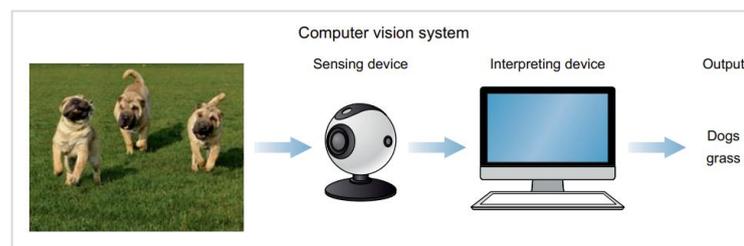
### 2.1.5 Visi Komputer

Visi komputer adalah sebuah subbidang dari *Artificial Intelligence (AI)* yang fokus dengan persepsi visual. Bagi manusia persepsi visual pada dasarnya adalah tindakan mengamati pola dan objek melalui penglihatan atau input visual (Elgendy, 2020). Contohnya memperhatikan lingkungan sekitar saat mengemudi, pengemudi harus, dengan memahami objek apa saja yang ada. Jika terdapat objek seperti pejalan kaki atau kendaraan lain pada jarak yang dekat, maka pengemudi tersebut harus mengambil tindakan diantaranya adalah mengerem kendaraannya. Secara sederhana sistem penglihatan manusia terdiri dari sensor atau mata untuk menangkap citra dan otak untuk memproses serta menafsirkan citra. Sistem penglihatan manusia diilustrasikan pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Sistem penglihatan manusia (Elgendy, 2020).

Penglihatan komputer juga hampir sama dengan sistem penglihatan manusia. Komputer membutuhkan dua komponen utama untuk melihat layaknya manusia yaitu yaitu *sensing device* untuk meniru fungsi mata dan *interpreting device* untuk meniru fungsi otak. Sistem penglihatan komputer seperti pada Gambar 7.



**Gambar 7.** Sistem penglihatan komputer (Elgendy, 2020)

Sensing device merupakan perangkat penginderaan komputer. Perangkat tersebut dipilih sesuai dengan apa yang akan dilihat, contohnya kamera, radar, sinar-X, dan *CT scan*. *Interpreting device* merupakan program yang diterapkan pada komputer

untuk memproses dan menafsirkan Citra. Para ilmuwan terinspirasi oleh cara kerja otak manusia dan mencoba merekayasa sistem saraf untuk membangun otak buatan yang dikenal dengan *artificial neural network (ANN)* (Elgendy, 2020).

Terdapat beberapa tugas yang sering dilakukan oleh visi komputer diantaranya

a. Klasifikasi Gambar (*Image classification*)

Klasifikasi Gambar adalah penentuan kategori sebuah citra berdasarkan objek yang terkandung di dalamnya. Masukan dari klasifikasi gambar adalah citra dengan satu objek. sedangkan outputnya adalah hasil klasifikasi objek atau objek apa yang ada pada citra input dengan nilai probabilitasnya (Hidayatullah, 2021).

Terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi gambar:

- Convolutional Neural Network (CNN)
- Local Binary Pattern (LBP) + Support Vector Machine (SVM)
- Histogram of Oriented Gradients (HOG) + Support Vector Machine (SVM)
- Histogram of Oriented Gradients (HOG) + K Nearest Neighbours (KNN)

b. Deteksi Objek (*Object Detection*)

Deteksi Objek menggabungkan klasifikasi dan lokalisasi. Pada deteksi objek dapat mendeteksi banyak objek pada suatu citra atau video. Tujuan utama deteksi objek adalah memprediksi lokasi objek dengan bounding box atau kotak pembatas dan melakukan klasifikasi objek yang ada pada setiap bounding box. Input pada deteksi objek adalah citra yang mengandung satu atau lebih objek. Outputnya adalah hasil prediksi lokasi Objek dengan bounding box dan klasifikasi objek setiap bounding box (Elgendy, 2020).

Terdapat beberapa model deteksi objek yang memiliki kinerja yang sangat bagus. Model tersebut antara lain:

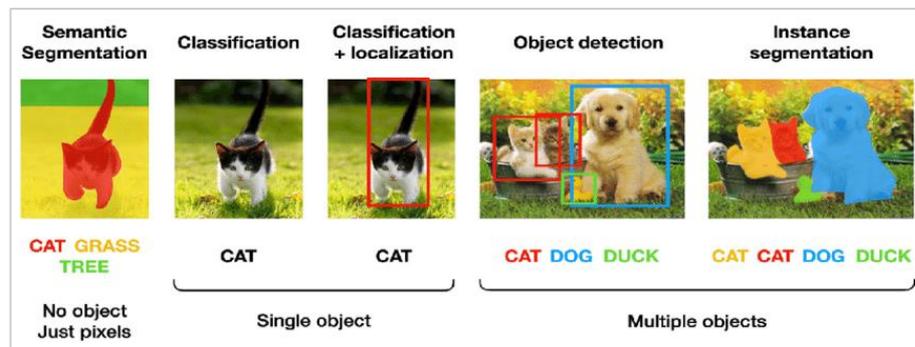
- You On/y Look Once (YOLO)
- EfficientDet
- Single Shot Mu/tiBox Detector (SS D)
- Faster Region Based Convo/utiona/ Neural Network (Faster- RCNN)

c. Segmentasi Instans (*Instance Segmentation*)

Segmentasi instans memisahkan citra menjadi beberapa wilayah, masing-masing dengan bentuk dan batas tertentu. Segmentasi instans merupakan perluasan lebih lanjut dari deteksi objek di mana pada deteksi objek hanya memprediksi *bounding box* dari objek. sedangkan pada image segmentasi kita dapat mengetahui bentuk dari objek. Terdapat dua tipe segmentasi yaitu sebagai berikut (Priyanto Hidayatullah, 2021):

- Segmentasi instans yang mengidentifikasi batas-batas objek dan memberi label pikselnya dengan warna yang berbeda.
- Segmentasi semantik yang memberi label pada setiap piksel pada gambar (termasuk latar belakang) dengan warna berbeda berdasarkan hasil klasifikasi Objeknya.

Berikut ilustrasi perbedaan antara klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi dapat dilihat pada Gambar 8.



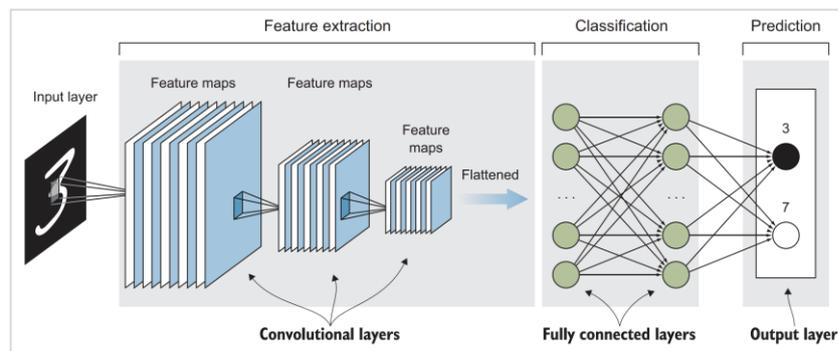
**Gambar 8.** Perbedaan klasifikasi, deteksi Objek dan segmentasi (Kang, Duong dan Park, 2020)

### 2.1.6 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan bagian dari deep learning dan merupakan salah satu jenis arsitektur jaringan saraf yang secara luas diaplikasikan untuk tugas-tugas deteksi dan pengenalan gambar. Keunikan *CNN* terletak pada kemampuannya untuk mengidentifikasi dependensi spasial dan temporal dalam gambar, sehingga memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam tentang konten gambar. Seperti halnya dengan Artificial Neural Networks (*ANN*), CNN juga terdiri dari beberapa komponen kunci seperti input, bobot (weight), bias, dan fungsi aktivasi. Namun, struktur CNN menawarkan fitur

unik dalam bentuk arsitektur yang secara khusus dirancang untuk menangani data berdimensi tinggi, seperti gambar.

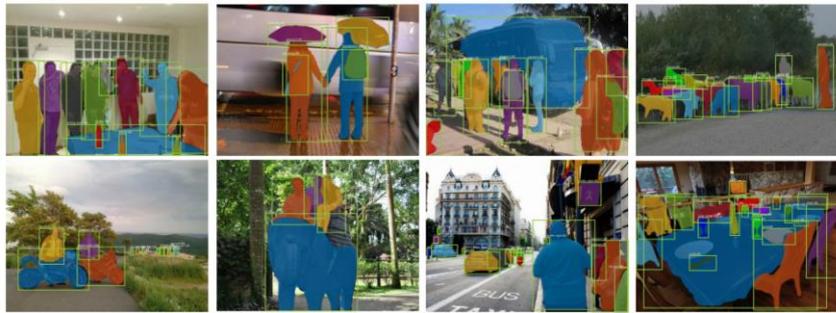
Arsitektur CNN umumnya dapat dibagi menjadi dua bagian utama: ekstraksi fitur dan klasifikasi. Bagian ekstraksi fitur terdiri dari lapisan konvolusional dan pooling yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan memahami fitur penting dalam data. Setelah fitur-fitur ini diekstraksi, mereka kemudian diteruskan ke bagian klasifikasi, yang biasanya terdiri dari lapisan penuh (*fully connected layers*), untuk pengambilan keputusan. Secara keseluruhan, CNN menyediakan kerangka kerja yang kuat dan fleksibel untuk mengolah data berdimensi tinggi, dengan fitur-fitur uniknya yang memungkinkan pemahaman yang lebih baik tentang gambar dan memfasilitasi aplikasi lanjutan dalam bidang pengenalan pola dan analisis gambar. Skema arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 9.



**Gambar 9.** Arsitektur *CNN* (Elgendy, 2020)

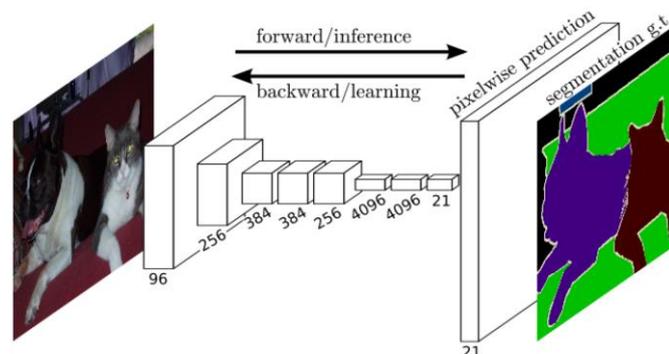
### 2.1.7 Mask R-CNN

Mask R-CNN adalah perkembangan dari Faster R-CNN (algoritma deteksi objek dengan *bounding box*) Mask R-CNN ditujukan untuk menyelesaikan masalah segmentasi instan dalam deep learning atau visi komputer. Dengan kata lain, dapat memisahkan berbagai objek dalam gambar atau video (He *et al.*, 2017). Gambar 10 merupakan hasil segmentasi instans dari algoritma Mask-RCNN



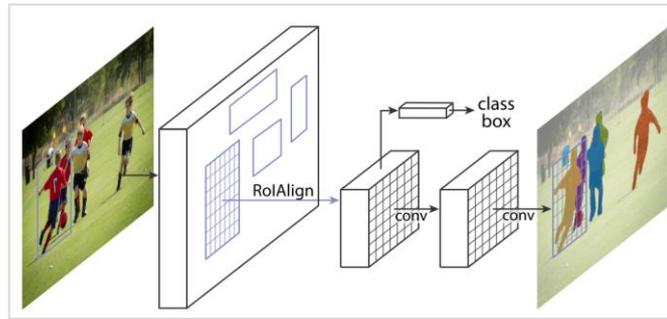
**Gambar 10.** Segmentasi instans Mask R-CNN (He *et al.*, 2017).

Mask-RCNN dapat dikatakan ekstensi dari Faster R-CNN dengan menambah satu cabang baru yaitu *fully convolutional network (FCN)* yang dimodifikasi, FCN digunakan sebagai segmentasi instan, atau dengan kata lain, untuk menghasilkan masker pixel untuk setiap objek yang terdeteksi dalam gambar. arsitektur original dari FCN dapat dilihat pada Gambar 11.



**Gambar 11.** Arsitektur FCN (Shelhamer, Long dan Darrell, 2017)

Dengan menambahkan *FCN* pada Mask R-CNN, Mask R-CNN tidak hanya dapat mengidentifikasi dan melokalisasi objek (Faster R-CNN), tetapi juga dapat menghasilkan segmen yang tepat dari objek tersebut, memungkinkan kita untuk membedakan antara instan objek yang berbeda dan memahami bentuk dan struktur objek dengan lebih baik. Berikut adalah gambar 8 dan arsitektur Mask R-CNN dapat dilihat pada Gambar 12.



**Gambar 12.** Arsitektur Umum Mask R-CNN (Faster R-CNN FCN),

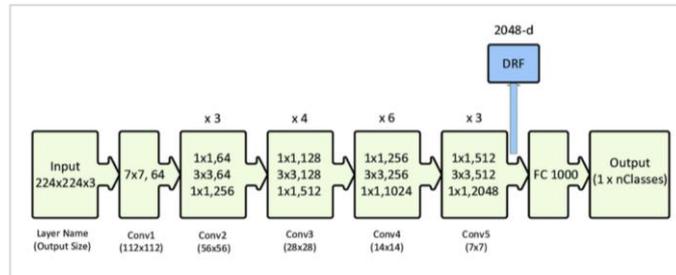
### 2.1.8 ResNet

ResNet atau Residual Networks adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Microsoft Research Asia. Salah satu masalah utama dalam penggunaan CNN adalah gradient vanishing dan exploding, yaitu ketika nilai gradien menjadi sangat kecil atau besar selama proses training, sehingga menyebabkan model tidak bisa belajar dengan baik (He *et al.*, 2016) .

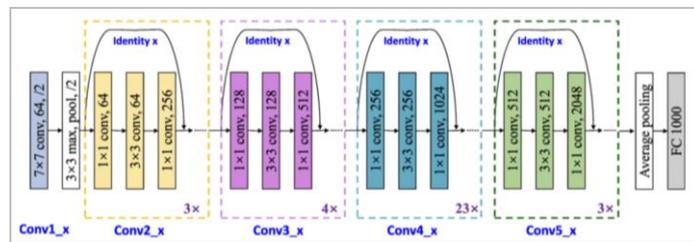
Untuk mengatasi masalah tersebut, ResNet memperkenalkan blok building baru bernama "residual block", di mana input layer ditambahkan langsung ke output layer melalui shortcut connection. Hal ini memastikan bahwa informasi terjaga dan aliran gradien berlangsung lancar selama proses training (He *et al.*, 2016).

ResNet memiliki beberapa varian berdasarkan jumlah lapisannya, seperti ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101 dan sebagainya. Semakin banyak lapisan pada arsitektur CNN biasanya akan memberikan kemampuan representasi fitur yang lebih kompleks namun juga dapat menimbulkan masalah seperti overfitting pada dataset training yang relatif kecil. ResNet-50 merupakan salah satu varian dari ResNet dimana jumlah layernya 50 layer. Model ini cukup populer di kalangan peneliti *computer vision* karena telah membuktikan diri mampu melakukan deteksi objek secara akurat serta efisien dalam waktu inferensi dibandingkan dengan menggunakan model lainnya Sementara itu, ResNet101 memiliki jumlah layer yang lebih banyak daripada ResNet50 yakni mencapai 101 layers tetapi performa deteksinya tidak menjamin jauh lebih baik dibandingkan dengan menggunakan model ResNet50 namun tentunya akan memakan waktu komputasi inferensi yang sedikit lebih lama.

Kedua varian ini, baik ResNet50 maupun ResNet101, dapat digunakan sebagai backbone pada Mask R-CNN untuk ekstraksi fitur gambar secara efisien dan pengenalan objek pada gambar secara akurat. Keduanya juga memiliki kemampuan transfer learning yang baik sehingga model dapat belajar dari dataset besar sebelumnya dan meningkatkan performa deteksi objek pada Mask R-CNN Berikut gambar arsitektur ResNet-50 dan ResNet-101 dapat dilihat pada Gambar 13 dan 14.



**Gambar 13.** Arsitektur ResNet-50 (Mahmood *et al.*, 2020)



**Gambar 14.** Arsitektur ResNet-101 (Chen *et al.*, 2021)

Perbedaan antara Layer ResNet50 dan ResNet101 untuk ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 15 (Malhotra *et al.*, 2022).

Layer Name	ResNet50	Resnet101
Convolution 1	$7 \times 7, 64, \text{stride } 2$	
	$3 \times 3 \text{ Max pool, stride } 2$	
Convolution 2x	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 64 \\ 2 \times 3 & 64 \\ 1 \times 1 & 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 64 \\ 2 \times 3 & 64 \\ 1 \times 1 & 256 \end{bmatrix} \times 3$
Convolution 3x	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \\ 1 \times 1 & 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 128 \\ 3 \times 3 & 128 \\ 1 \times 1 & 512 \end{bmatrix} \times 4$
Convolution 4x	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \\ 1 \times 1 & 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 256 \\ 3 \times 3 & 256 \\ 1 \times 1 & 1024 \end{bmatrix} \times 23$
Convolution 5x	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \\ 1 \times 1 & 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 & 512 \\ 3 \times 3 & 512 \\ 1 \times 1 & 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	Average pool, 1000-d FC, softmax	

**Gambar 15.** Perbedaan ResNet50 dan Resnet101

Berikut Penjelasan dari Gambar 15:

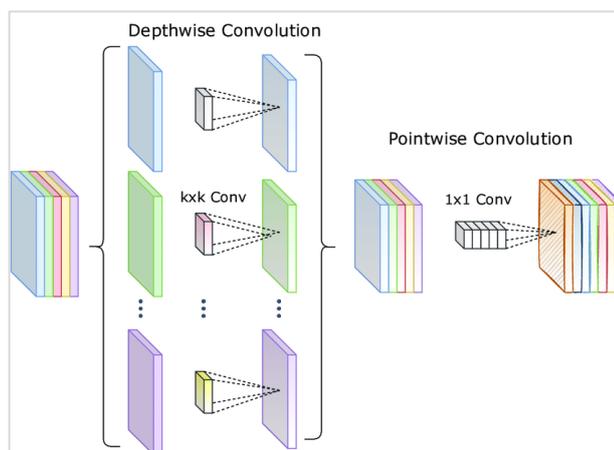
1. Convolution 1: Gambar input melewati konvolusi  $7 \times 7$  dengan 64 filter dan stride 2, mengurangi dimensi spasial gambar menjadi setengah.
2. Convolution  $2 \times / 3 \times$  Max pool: Output dari Convolution 1 melewati layer Max Pooling  $3 \times 3$  dengan stride 2, mengurangi dimensi spasial menjadi setengah lagi.
3. Conv2\_x (3x): Blok pertama ResNet, Conv2\_x, memiliki tiga layer:
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 64 filter.
  - Konvolusi  $3 \times 3$  dengan 64 filter.
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 256 filter.
 Proses ini diulangi 3 kali baik di ResNet-50 maupun ResNet-101.
4. Conv3\_x (4x): Blok kedua ResNet, Conv3\_x, memiliki tiga layer:
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 128 filter.
  - Konvolusi  $3 \times 3$  dengan 128 filter.
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 512 filter.
 Proses ini diulangi 4 kali baik di ResNet-50 maupun ResNet-101.
5. Conv4\_x (6x for ResNet-50, 23x for ResNet-101): Blok ketiga ResNet, Conv4\_x, memiliki tiga layer:
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 256 filter.
  - Konvolusi  $3 \times 3$  dengan 256 filter.
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 1024 filter.
 Proses ini diulangi 6 kali di ResNet-50, dan 23 kali di ResNet-101.
6. Conv5\_x (3x): Blok keempat dan terakhir ResNet, Conv5\_x, memiliki tiga layer: Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 512 filter.
  - Konvolusi  $3 \times 3$  dengan 512 filter.
  - Konvolusi  $1 \times 1$  dengan 2048 filter.
 Proses ini diulangi 3 kali baik di ResNet-50 maupun ResNet-101.

### 2.1.9 MobileNet

MobileNet adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Google dan didesain khusus untuk perangkat *mobile* dengan memperhatikan efisiensi komputasi, kecepatan eksekusi, serta ukuran model. MobileNet menggunakan teknik *depthwise separable convolution* untuk

menghasilkan jaringan neural network yang lebih ringan dan hemat memori dibandingkan dengan arsitektur CNN tradisional (Howard *et al.*, 2017).

Perbedaan mendasar antara arsitektur MobileNet dan arsitektur CNN pada umumnya adalah penggunaan lapisan atau layer konvolusi dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. MobileNet membagi konvolusi menjadi dua tahap yaitu Depthwise Convolution dan Pointwise Convolution. Depthwise convolution melakukan konvolusi antara setiap channel input dengan filter/kernel masing-masing secara individual tanpa menggabungkannya, kemudian dilakukan pointwise convolution sebagai pengganti layer fully connected atau dense pada CNN tradisional (Howard *et al.*, 2017). Berikut pada Gambar 16 layer konvolusi MobileNet



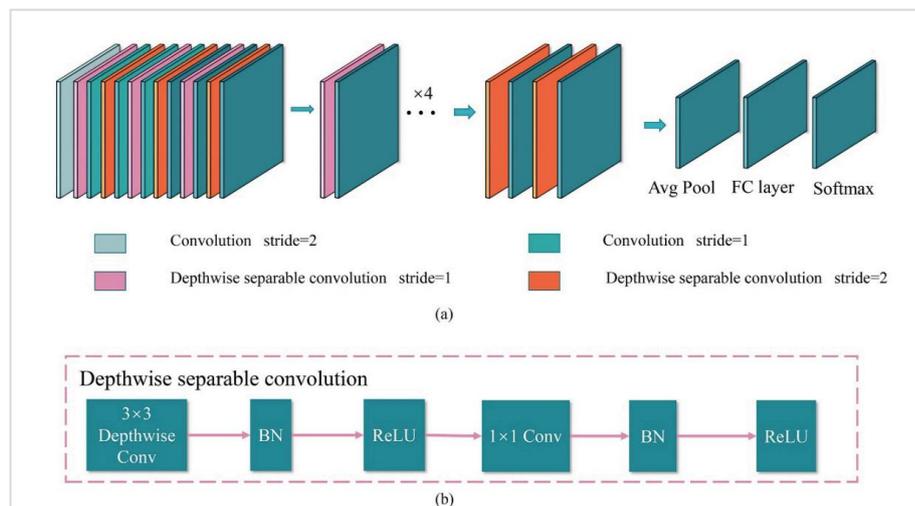
**Gambar 16.** *Depthwise convolution dan Pointwise convolution*

Dalam penerapannya sebagai backbone dalam CNN seperti Mask R-CNN, MobileNet menyediakan fitur-fitur penting dari gambar yang dapat digunakan oleh lapisan-lapisan berikutnya untuk mendeteksi objek pada gambar. Selain itu, karena ukuran modelnya yang relatif kecil namun tetap memiliki performa deteksi yang baik menjadikan MobileNet sangat cocok diimplementasikan dalam perangkat mobile maupun sistem embedded lainnya. Penggunaan MobileNet sebagai backbone juga memberikan *trade-off* antara akurasi deteksi objek dan kecepatan eksekusi sehingga menjadikannya solusi ideal bagi aplikasi *real-time vision tasks* seperti deteksi objek dan tracking. Berikut adalah gambar arsitektur dari MobileNet dapat dilihat pada Gambar 17.

Type / Stride	Filter Shape	Input Size
Conv / s2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$112 \times 112 \times 64$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$56 \times 56 \times 128$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$56 \times 56 \times 128$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$28 \times 28 \times 256$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$28 \times 28 \times 256$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	$14 \times 14 \times 256$
5x Conv dw / s1	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 512$	$14 \times 14 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 512$ dw	$14 \times 14 \times 512$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	$7 \times 7 \times 512$
Conv dw / s2	$3 \times 3 \times 1024$ dw	$7 \times 7 \times 1024$
Conv / s1	$1 \times 1 \times 1024 \times 1024$	$7 \times 7 \times 1024$
Avg Pool / s1	Pool $7 \times 7$	$7 \times 7 \times 1024$
FC / s1	$1024 \times 1000$	$1 \times 1 \times 1024$
Softmax / s1	Classifier	$1 \times 1 \times 1000$

**Gambar 17.** Arsitektur MobileNet (Howard *et al.*, 2017)

Untuk menerapkan ekstraksi fitur MobileNet sebagai ekstraksi fitur pada Mask R-CNN, terdapat modifikasi output convolusi. Agar ekstraksi fitur bisa diterima oleh layer FPN (Yang *et al.*, 2020). FPN menerima hasil ekstraksi fitur melalui 5 Stage pada variabel C1, C2, C3, C4, C5 pada ekstraksi fitur ResNet jadi terdapat modifikasi stage MobileNet harus diterapkan agar bisa sesuai dengan input FPN Mask-RCNN Berikut pada Gambar 18 adalah gambar arsitektur MobileNet yang dimodifikasi menerima ekstraksi fitur algoritma Mask-RCNN (Yang *et al.*, 2020).



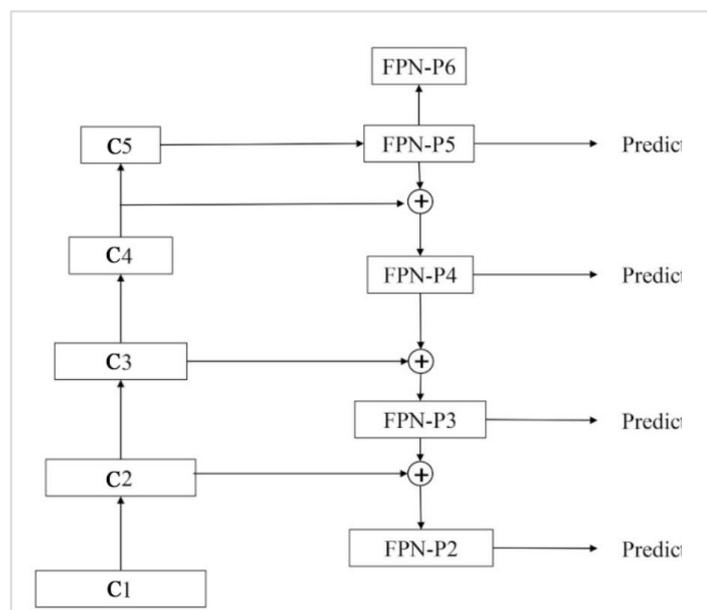
**Gambar 18.** a. Arsitektur MobileNet b. Proses Konvolusi Depthwise

Berikut Hasil Feature Map yang dimodifikasi untuk input FPN Mask-RCNN dapat dilihat pada Gambar 19.

Stage	Type	Filter Shape	Stride	Output
1	Conv	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	2	C1
	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 32$	1	
	Conv	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	1	
2	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 64$	2	C2
	Conv	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	1	
	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 128$	1	
3	Conv	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	1	C3
	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 128$	2	
	Conv	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	1	
4	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 256$	1	C4
	Conv	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	1	
	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 256$	2	
5	Conv	$1 \times 1 \times 256 \times 512$	1	C5
	Depthwise Conv	$3 \times 3 \times 512$	2	
	Conv	$1 \times 1 \times 512 \times 1024$	1	

**Gambar 19.** Lima tahap MobileNets setelah modifikasi

Berikut alur data hasil ekstraksi feature MobilNet untuk diterima oleh layer feature pyramid network (FPN) dapat dilihat pada Gambar 20.

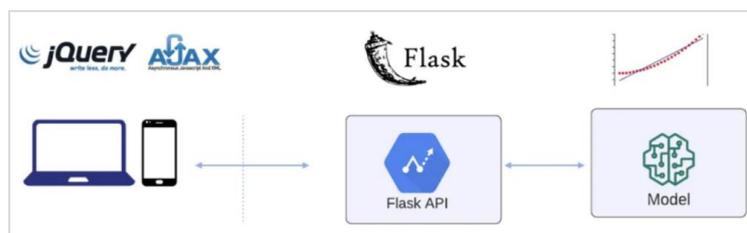


**Gambar 20.** Alur data MobileNet  
Feature Pyramid Network (FPN)

### 2.1.10 Flask

Flask merupakan salah satu *framework open-source* yang menyediakan alat-alat dalam membangun aplikasi website menggunakan bahasa pemrograman Python (Trianti, Kristianto dan Hendry, 2021). Framework ini cukup sederhana dan fleksibel sehingga cocok bagi para pengembang yang ingin membuat aplikasi web dengan cepat tanpa harus mengikuti aturan baku dari suatu arsitektur tertentu.

Flask dapat diintegrasikan dengan model CNN dan digunakan sebagai backend dari aplikasi web untuk menerima input gambar dari user dan menghasilkan output berupa klasifikasi label pada gambar tersebut (Pangestu dan Bunyamin, 2018). Skema integrasi model dengan website Flask dapat dilihat pada Gambar 21.

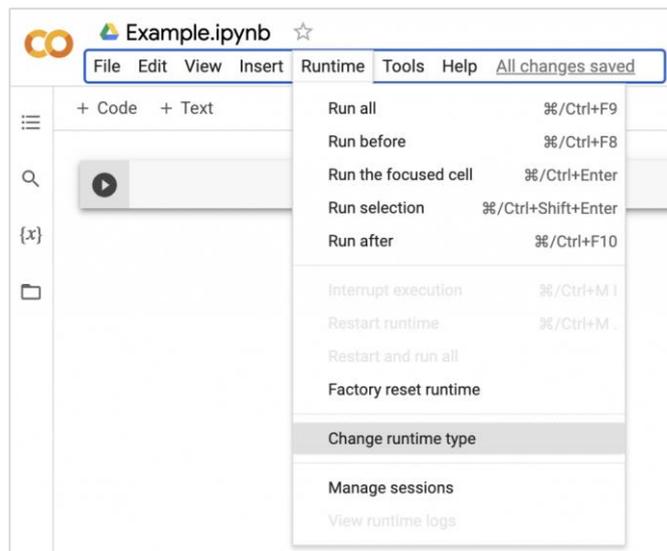


**Gambar 21.** Skema Integrasi Model Flask (Nawaz, 2022)

### 2.1.11 Google Collaboratory

Fitur unik dari Google Collab adalah kemampuan untuk berbagi dan kolaborasi dengan mudah. Pengguna dapat dengan mudah berbagi notebook mereka dengan tim maupun teman, sehingga memungkinkan kolaborasi dalam pengembangan kode dan analisis data secara real-time.

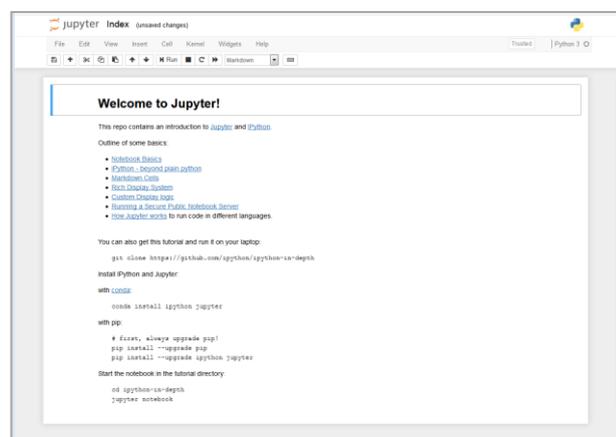
Google Collab juga terintegrasikan dengan Google Drive, sehingga pengguna dapat menyimpan dan mengelola file dan proyek mereka dengan mudah dalam penyimpanan cloud Google Drive. Dengan fitur-fitur yang dimilikinya, Google Collab memberikan fleksibilitas, kemudahan, dan aksesibilitas dalam mengolah data, melakukan eksperimen, dan mengembangkan aplikasi Machine Learning dalam lingkungan yang ramah pengguna dan berbasis cloud. Berikut dapat di dilihat pada Gambar 22 menampilkan user interface dari google Collab.



**Gambar 22.** Tampilan Google Collab

### 2.1.12 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook adalah sebuah IDE (Integrated Development Environment) yang digunakan untuk menulis, menjalankan, dan membagikan kode secara interaktif. IDE ini memungkinkan pengguna untuk menggabungkan teks, kode, visualisasi, dan dokumentasi dalam satu dokumen yang disebut sebagai notebook (Randles *et al.*, 2017). Berikut dapat dilihat pada Gambar 23 menampilkan user interface dari Jupyter Notebook.



**Gambar 23.** User Interface IDE Jupyter Notebook

Jupyter Notebook merupakan aplikasi bawaan yang tersedia di platform Anaconda. Anaconda sendiri adalah sebuah platform yang bersifat open source

yang digunakan untuk pengembangan dan pemrograman menggunakan bahasa Python dan R. Tujuan utama dari Anaconda adalah untuk menyediakan pengelolaan paket Python yang mudah dan efisien di sistem pengguna (Anaconda Inc., 2021). Dengan menggunakan Anaconda, pengguna dapat menginstal dan mengelola paket-paket Python dengan mudah, termasuk paket-paket yang sering digunakan dalam pengembangan *machine learning* maupun *deep learning*. Anaconda menyediakan lingkungan virtual yang terisolasi yang memungkinkan pengguna untuk menginstal paket-paket Python yang spesifik dan menjaga kestabilan dan keseragaman lingkungan pengembangan mereka. Salah satu komponen utama dari Anaconda adalah Jupyter Notebook. Jupyter Notebook berfungsi sebagai antarmuka pengguna yang memungkinkan pengguna untuk membuat dan menjalankan kode Python secara interaktif melalui halaman web. Dalam Jupyter Notebook, pengguna dapat menulis dan menjalankan kode Python dalam sel-sel yang terpisah, serta menyertakan teks, visualisasi, dan dokumentasi dalam satu dokumen yang lengkap.

### 2.1.13 Evaluasi Sistem

Model Mask R-CNN (Region-based Convolutional Neural Networks) adalah model yang digunakan dalam tugas deteksi objek dan segmentasi instans dalam bidang visi komputer. Mask R-CNN adalah perkembangan dari model Faster R-CNN, dengan tambahan modul segmentasi masker yang memungkinkan model ini juga mendapatkan informasi piksel tingkat tinggi tentang bentuk objek yang terdeteksi.

#### a. Evaluasi loss

Evaluasi model Mask R-CNN dapat dilihat dari nilai loss yang dicapai, semakin rendah nilai loss, semakin baik modelnya (Bhatti *et al.*, 2020). Rumus loss function dapat ditulis sebagai berikut (1) :

$$Loss = Lcls + Lbox + Lmask \quad (1)$$

Keterangan:

Fungsi loss dalam Mask R-CNN terdiri dari tiga bagian, yaitu:

Lcls (*loss clasification*) : nilai loss dari hasil training berfokus pada klasifikasi yang diprediksi

Lbox (*loss bounding box*) : nilai loss regresi dari bounding boxe prediksi), dan

Lmask (*loss masking*) : nilai loss dari masker yang diprediksi)

b. Evaluasi mAP *mean Average Precision (mAP)*.

Metrik *mAP* digunakan untuk membandingkan jumlah objek sebenarnya dan objek yang terdeteksi dengan benar (Bhatti *et al.*, 2020).

Metode evaluasi ini dipilih karena mampu menggabungkan informasi *precision* dan *recall* dalam satu metrik, serta memberikan hasil yang lebih akurat dalam mengukur kinerja sistem pengenalan objek.

Berikut rumus evaluasi model Precision dalam penelitian ini (Machefer *et al.*, 2020) :

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

Rumus untuk menghitung *Precision* adalah dengan membagi jumlah True Positive (TP), yang merupakan prediksi yang benar, dengan total dari True Positive (TP) dan False Positive (FP), yang merupakan prediksi yang salah (2). Berikut rumus untuk menghitung *recall*

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

Recall dihitung dengan membagi jumlah prediksi True Positive (TP) yang benar, dengan jumlah total True Positive (TP) dan False Negative (FN), yaitu objek yang gagal dideteksi. Recall mengukur seberapa baik sistem dalam mendeteksi objek sebenarnya (3). Rumus mAP dapat dilihat pada rumus (4):

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (4)$$

Keterangan:

N: adalah jumlah kelas atau kategori yang diuji.

$AP_i$ : adalah Average Precision untuk kelas atau kategori ke- i

Average Precision (AP) untuk setiap kelas dihitung sebagai area di bawah kurva Precision-Recall (P-R curve). P-R curve menunjukkan hubungan antara presisi dan recall pada berbagai nilai ambang batas (threshold) pada hasil prediksi model.

c. Evaluasi IoU (*Intersection over Union*).

*IoU* merupakan metrik yang umum digunakan dalam tugas deteksi objek dan segmentasi instans untuk mengukur perbandingan antara bounding box dan masker yang diprediksi dan ground truth yang sesuai (Roslan *et al.*, 2023). Rumus untuk *IoU* adalah sebagai berikut (5).

$$IoU = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}} \quad (5)$$

Keterangan:

*Area of overlap*: mengacu pada luas wilayah yang tumpang tindih antara dua set atau wilayah, seperti wilayah prediksi dan wilayah ground truth dalam tugas deteksi objek atau segmentasi gambar. Dalam hal deteksi objek, area of overlap mengukur seberapa baik wilayah yang diprediksi oleh model bertumpang tindih dengan wilayah yang sebenarnya (*ground truth*).

*Area of union*: mengacu pada luas gabungan dari dua set atau wilayah tersebut, yaitu wilayah prediksi dan wilayah ground truth. Jadi, area of union adalah total luas wilayah yang dicakup oleh prediksi dan ground truth.

Ketika menghitung *IoU*, kita membagi area of overlap dengan area of union untuk mendapatkan nilai persentase tumpang tindih antara prediksi dan ground truth. Nilai *IoU* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa prediksi model lebih akurat dan sesuai dengan ground truth. Nilai *iou* mulai dari 0 hingga 1, di mana 0 menunjukkan tidak ada tumpang tindih antara wilayah-wilayah tersebut, dan 1 menunjukkan kecocokan sempurna antara wilayah prediksi dan ground truth. *IoU* umum digunakan sebagai metrik evaluasi untuk menilai akurasi dan kinerja berbagai tugas visi komputer.

d. Evaluasi Waktu Tunggu Deteksi (*waiting time*) dan Penggunaan Memori

Waktu tunggu (*waiting time*) adalah waktu yang digunakan proses inferensi, baik saat menggunakan IDE maupun integrasi model di aplikasi web berbasis Flask.

Waktu tunggu untuk deteksi, juga dikenal sebagai waktu inferensi (*inference time*), menunjukkan berapa lama model memproses gambar input dan menghasilkan output yang sesuai. Model dengan proses waktu tunggu yang lebih singkat umumnya lebih disukai karena memungkinkan pemrosesan yang lebih cepat, tentunya model dengan kecepatan proses yang lebih cepat penting dalam aplikasi real-time. Penggunaan memori mengacu pada jumlah sumber daya memori yang dikonsumsi oleh model selama inferensi. Penggunaan memori yang efisien sangat penting, terutama untuk penggunaan pada perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti perangkat edge, platform mobile, atau situs web.

Untuk melihat penggunaan sumber daya, seperti waktu deteksi dan penggunaan memori digunakan library Python Psutil. Berikut adalah rumus menghitung waktu tunggu proses deteksi (6).

$$\text{Detection Time (DT)} = \text{ED} - \text{SD} \quad (6)$$

Keterangan:

*DT (Detection Time)* : mewakili waktu yang dibutuhkan oleh model untuk memproses gambar input dan menghasilkan deteksi objek.

*ED (End Detection)* : merujuk pada waktu ketika proses deteksi selesai.

*SD (Start Detection)* : merujuk pada saat proses deteksi dimulai. Dengan mengurangi SD dari ED, kita dapat menghitung durasi model untuk memproses gambar input dan menghasilkan output yang sesuai (DT). Dengan kata lain, DT menjelaskan waktu yang diperlukan untuk melakukan proses inferensi pada model.

Selanjutnya, peneliti akan membahas penggunaan memori, berikut rumus untuk menghitung penggunaan memori saat proses inferensi (7).

$$\text{Memory Usage (MU)} = \text{AMU} - \text{BMU} \quad (7)$$

Keterangan:

*MU (Memory Usage)*: merujuk pada jumlah sumber daya memori yang dikonsumsi oleh model selama inferensi. MU diukur dalam megabyte (*MB*).

*AMU (After-Memory Usage)*: mewakili jumlah sumber daya memori yang digunakan oleh program setelah proses inferensi.

*BMU(Before-Memory Usage)*: mewakili jumlah sumber daya memori yang digunakan oleh program sebelum proses inferensi. Dengan menggunakan library Psutil, peneliti dapat mengukur penggunaan memori secara efektif selama proses inferensi dan memantau penggunaan sumber daya sistem. Tabel 1 berisi rangkuman secara singkat fungsi matrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini.

**Tabel 1.** Fungsi Matrik Evaluasi

No	Metrik Evaluasi	Fungsi
1	Loss	Menghitung hasil deteksi kelas objek, ketepatan prediksi bounding box, dan akurasi segmentasi (masking) objek saat pelatihan dalam 1 iterasi.
2	Presisi	Keberadaan objek dan ketepatan prediksi pada seluruh objek tempurung kelapa
3	Recall	Keberadaan objek dan kemampuan deteksi model seluruh objek tempurung kelapa
4	mAP	Kualitas dan kelengkapan deteksi objek pada berbagai kelas pada seluruh objek tempurung kelapa
5	IoU	mengukur sejauh mana bounding box / mask prediksi dibandingkan bounding box /mask yang sebenarnya seluruh objek tempurung kelapa pada suatu gambar.
6	<i>Detection Time</i>	Seberapa lama waktu tunggu ( <i>second</i> atau detik) yang digunakan dalam mendeteksi seluruh objek pada suatu gambar
7	<i>Memori Usage</i>	Seberapa banyak penggunaan memori (MB) yang digunakan dalam mendeteksi seluruh objek tempurung kelapa pada suatu gambar

## 2.2 Metode Penyelesaian Masalah

### 2.2.1 State Of The Art Penelitian

Citra limbah tempurung kelapa menampilkan karakteristik kompleks, seperti objek yang hampir mirip satu dengan lainnya, bentuknya tidak sempurna, saling bertumpuk, tersebar, dan tumpang tindih. Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan studi literatur berbagai penelitian yang mengembangkan berbagai metode dan teknik untuk mengatasi permasalahan tersebut. Peneliti menemukan beberapa penelitian yang berkaitan dengan buah kelapa, buah-buahan lain, dan terkait limbah dalam bidang visi komputer. Namun, penelitian tersebut belum mencakup secara spesifik pengolahan citra dari karakteristik tempurung kelapa dalam bidang visi komputer.

Metode klasifikasi limbah menggunakan algoritma tradisional pembelajaran mesin, sering kali menggunakan kombinasi ekstraksi fitur berupa warna dan tekstur, namun metode ini menghasilkan kemampuan deteksi objek yang terbatas dan akurasi yang kurang memuaskan (Zhang, Yang, et al., 2021a). Penelitian deteksi buah (Kapach et al., 2012; Zhao, Lee dan He, 2016) juga menggunakan metode konvensional, di mana deteksi buah didasarkan pada ekstraksi fitur berbasis warna, tekstur, dan morfologi dalam gambar. Akan tetapi, metode yang diusulkan ini sering mengalami kesalahan pada gambar dengan latar belakang yang kompleks dan kesulitan dalam mendeteksi buah yang saling tertutup.

Oleh karena itu, metode baru diusulkan, yaitu metode pembelajaran dalam (*deep learning*), yang memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengekstrak fitur dari data gambar dibandingkan dengan metode ekstraksi fitur sederhana. Pada penelitian (Zhang, Yang, et al., 2021a), metode yang diusulkan adalah DenseNet169, dan model tersebut berhasil mencapai nilai akurasi klasifikasi lebih dari 82%. Salah satu permasalahan yang dihadapi dalam pendeteksian objek adalah ketidakmampuan mendeteksi objek yang terhalangi atau oklusi objek (Kapach et al., 2012; Youme et al., 2021). Selain itu, sering terjadi kesalahan dalam menampilkan ground truth yang dapat mempengaruhi kinerja deteksi dan akurasi.

Penelitian selanjutnya menggunakan algoritma CNN (Divyanth et al., 2022; Styorini et al., 2022) untuk mendeteksi buah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa

model berhasil mendeteksi objek dengan akurasi yang cukup baik. Penelitian (Divyanth et al., 2022) berhasil mendeteksi kelompok kelapa yang terhalangi oleh daun dan tidak terhalangi. Meskipun demikian, penulis tidak menggunakan metode bounding box yang digunakan pada metode sebelumnya di Faster R-CNN, YOLO (Divyanth et al., 2022; Nuha dan Alexandro H., 2022).

Dalam kasus pendeteksian objek, *bounding box* selalu berbentuk persegi atau persegi panjang, hal ini tidak mampu menggambarkan secara efektif objek yang memiliki kelengkungan dan saling menutupi (Kapach et al., 2012; Zhao, Lee dan He, 2016). Citra tempurung kelapa sering kali bentuknya tidak teratur dan saling tumpang tindih, penggunaan kotak pembatas (*bounding box*) sederhana berupa persegi atau persegi panjang menjadi tidak cukup untuk mempresentasikan bentuk tersebut.

Selanjutnya, penulis mencari metode alternatif yang lebih sesuai karakteristik citra tempurung kelapa. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian menggunakan algoritma Mask R-CNN (He et al., 2017), yang telah terbukti mampu melakukan segmentasi instans dengan baik pada objek yang saling menghalangi dan latar belakang yang kompleks (Qi et al., 2019; Jaikumar, Vandaele and Ojha, 2021; Wang and He, 2022; Wang et al., 2022).

Berdasarkan permasalahan dan solusi yang diberikan oleh penelitian sebelumnya, maka penulis juga mengusulkan penggunaan algoritma segmentasi instans Mask R-CNN. Penelitian menggunakan Mask R-CNN telah dilakukan untuk mengklasifikasi, multi deteksi dan segmentasi instan mulai dari objek limbah, buah dan objek lainnya, tetapi penelitian yang berfokus untuk citra limbah tempurung kelapa untuk meningkatkan kualitas produksi arang briket belum pernah dilakukan.

Pada penelitian (Jaikumar, Vandaele and Ojha, 2021) melakukan segmentasi instans pada limbah botol plastik. Penelitian selanjutnya dilakukan klasifikasi sampah menggunakan Mask R-CNN, pada penelitian akurasi rata rata mencapai 65.8% (Li, Yan and Xu, 2020). Pada penelitian selanjutnya algoritma Mask R-CNN digunakan untuk pendeteksian titik potong pada daun teh, backbone yang digunakan pada penelitian ini yaitu ResNet 50 dengan nilai akurasi 93.95 % (Wang et al., 2022). Selanjutnya penelitian menggunakan Mask RCNN digunakan untuk

mendeteksi mentimun dirumah kaca, tantangan dalam penelitian ini ialah buah mentimun didalam rumah kaca yang sulit terdeteksi dengan algoritma pembelajaran mesin. karena warnanya yang mirip dengan daun, bentuknya yang panjang sulit membedakannya dari buah-buah umum lainnya seperti apel, tomat, dan stroberi.

Penelitian membandingkan algoritma Mask R-CNN dengan Faster RCNN, YOLO V2, dan YOLO V3. Skor F1 hasilnya Mask RCNN yang mencapai 89,47%, yang lebih tinggi dari metode lain (Liu *et al.*, 2019). Pada penelitian selanjutnya dilakukan pendeteksian kecambah air, pada penelitian ini dilakukan optimisasi algoritma Mask R-CNN menggunakan teknik augmentasi untuk meningkatkan nilai evaluasi presisi (Areni *et al.*, 2023).

Pada penelitian ini, peneliti bertujuan mengembangkan model menggunakan Mask R-CNN untuk deteksi dan klasifikasi tempurung kelapa. Tujuan utamanya adalah memastikan kualitas bahan baku produksi arang briket, yakni tempurung harus berkualitas. Dengan menganalisis citra tempurung yang dijual oleh para pengusaha tempurung kelapa, model memungkinkan mengidentifikasi kualitas tempurung sebelum dilakukan proses pembelian, memastikan bahwa bahan memenuhi standar yang diinginkan oleh pengusaha briket.

Sebuah website, dikembangkan menggunakan framework flask, dirancang untuk memudahkan interaksi antara pengusaha arang briket dan penyedia tempurung. Hasil dari model ini mencakup deteksi, klasifikasi, dan segmentasi, serta perhitungan jumlah dan perbedaan ukuran tempurung. Sebuah dataset yang terdiri dari 1.611 gambar telah dibuat untuk melatih model ini. Optimisasi dilakukan melalui augmentasi data, tuning hyper-parameter yakni, epoch, step per epoch dan backbone yang bertujuan untuk menemukan konfigurasi terbaik yang menghasilkan performa model terbaik.

Selain itu dilakukan perbandingan backbone antara lain, ResNet 50 FPN, ResNet 101 FPN dan modifikasi layer yang awalnya Resnet menjadi MobileNet FPN, perbandingan ini juga bertujuan untuk menentukan model terbaik dari segi akurasi, kecepatan, dan efisiensi memori, baik di lingkungan IDE maupun website.

Model diuji dalam berbagai skenario citra, skenario tersebut meliputi: citra dengan tempurung kelapa tunggal, citra dengan beberapa tempurung kelapa, tempurung kelapa yang bertumpuk, hingga 40 objek tempurung dalam satu citra,

tempurung kelapa yang terhalangi, bentuk tempurung kelapa yang tidak sempurna, tumpang tindih, serta citra dengan jumlah objek yang banyak antara 80 hingga 200, baik yang ditata rapi maupun yang dihamparkan.

Berdasarkan hasil penelitian, menunjukkan bahwa backbone yang dimodifikasi (MobileNet FPN) memiliki waktu pelatihan tercepat (4 jam, 52 menit, 12 detik) dan ukuran file terkecil (85,2 MB). Pada website Flask, MobileNet FPN menunjukkan waktu pemrosesan deteksi tercepat dengan rata-rata 2,35 detik dan penggunaan memori terendah, dengan rata-rata 5,74 MB. Namun, berdasarkan evaluasi, ResNet 101 FPN memberikan performa terbaik dengan mAP 97% dan IoU 94%.

Selanjutnya pada Tabel 2 State of the art akan dibahas penelitian terdahulu, yang terkait dengan studi arang briket biomassa, deteksi dan klasifikasi kelapa dan buah, deteksi, klasifikasi, segmentasi limbah, objek yang terhalangi, tidak sempurna, segmentasi instans - visi komputer.

Tabel 2. *State of the art*

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
Studi Arang Briket Biomassa				
1	A Unified Correlation For Estimating HHV Of Solid, Liquid And Gaseous Fuels  (Channiwala and Parikh, 2002)	Perlu adanya korelasi yang bersatu untuk menghitung nilai panas lebih tinggi (HHV) dari analisis unsur bahan bakar.	Mengusulkan korelasi yang didasarkan pada 225 data poin dan divalidasi dengan 50 data poin tambahan. .	Korelasi ini berlaku untuk berbagai jenis bahan bakar dengan komposisi unsur yang beragam. Menawarkan rata-rata kesalahan absolut sebesar 1.45% dan kesalahan bias 0.00%
2	Improved Prediction Of Higher Heating Value Of Biomass Using An Artificial Neural Network Model Based on Proximate Analysis  (Uzun <i>et al.</i> , 2017)	Diperlukan kemampuan untuk memprediksi nilai panas biomassa berdasarkan data rutin seperti kandungan karbon, abu, dan kelembaban.	Menggunakan model jaringan saraf tiruan dengan arsitektur tangen sigmoid 3-3-1 untuk memprediksi nilai panas biomassa berdasarkan analisis proksimat.	Model ini memiliki koefisien korelasi tinggi (0.963) dan kesalahan rata-rata rendah, termasuk RMS 0.375, MAE 0.328, MBE 0.010. Model ini memberikan prediksi yang lebih akurat daripada model lain yang ada dalam literatur
3	Exploring the potential of coconut shell biomass for charcoal production	Limbah tempurung kelapa diproduksi dalam jumlah yang besar namun pemanfaatannya masih terbatas.	Menganalisis struktur kimia, potensi energi, dan analisis morfologi tempurung kelapa untuk	Tempurung kelapa memiliki kepadatan tinggi, nilai kalor tinggi, kandungan karbon yang

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
	(Kabir Ahmad <i>et al.</i> , 2022)		konversi termokimia.	tinggi, serta memiliki sifat yang sesuai untuk produksi arang dan aplikasi lainnya.
4	Studi Mutu Briket Arang Dengan Bahan Baku Limbah Biomassa  (Eka Putri dan Andasuryani, 2017)	Pemanfaatan limbah biomassa tempurung kelapa sebagai sumber energi alternatif. Kadar air yang tinggi akan membuat briket sulit dinyalakan pada saat pembakaran dan akan banyak menghasilkan asap, selain itu akan mengurangi temperatur penyalaan dan daya pembakarannya.	Evaluasi mutu briket arang tempurung kelapa dan uji teknis alat kempa briket memiliki kualitas yang tinggi dan dapat menjadi sumber energi alternatif yang baik.	Densitas briket rata-rata adalah 11,23 g/cm <sup>3</sup> . Nilai kuat tekan maksimum adalah 1.4 N/m <sup>2</sup> . Kadar karbon mencapai 97.14% dan nilai kalor yang dihasilkan sangat tinggi (> 5000). Briket tempurung kelapa (Hutasoit,
5	Combustion quality analysis of briquettes from variety of agricultural waste as source of alternative fuels  (Suryaningsih <i>et al.</i> , 2017)	Peningkatan permintaan sumber energi akibat pertumbuhan populasi dunia dan sektor industri.	Menggunakan limbah pertanian sebagai bahan bakar dalam bentuk biobriket sebagai sumber energi alternatif: limbah tempurung kelapa, serbuk gergaji, sekam padi, dan sekam kopi.	Dianalisis sifat fisik-kimia, termasuk nilai kalor, kadar air, kadar karbon terikat, dan hasilnya Briket biomassa dari limbah tempurung kelapa memiliki nilai kalor tertinggi sebesar 4.451 kal/g.
6	Penerapan Teknologi Briket pada Pengusaha Arang Tempurung Kelapa Tradisional	Keterbatasan pemanfaatan arang untuk pembakaran sate dan pemanasan setrika	Diversifikasi produk menjadi briket arang	Briket arang tempurung kelapa yang dihasilkan memiliki sifat-sifat yang diinginkan seperti tidak berdebu, sedikit asap dan

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
	(Triadi <i>et al.</i> , 2022)			tidak berbau, abu sisa pembakaran kecil, dan menghasilkan kalor panas yang tinggi dan konstan.
7	Identifikasi Karakteristik Briket Arang Kelapa Yang Diminati Pasar Arab Saudi Dan Prosedur Ekspornya  (Haryati dan Amir, 2021)	Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi spesifikasi produk briket arang tempurung kelapa yang dibutuhkan oleh pasar ritel Arab Saudi dan potensi permintaan briket arang tempurung kelapa di pasar ritel di Arab Saudi.	Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan kualitatif deskriptif dengan mengamati karakteristik briket di Arab Saudi melalui identifikasi dan wawancara dengan penjual briket eceran dan grosir.	Melalui penelitian pasar Arab Saudi, bentuk kubik 2,5 cm menjadi favorit dan potongan briket yang rapi mempengaruhi minat pembeli. Desain kemasan tidak signifikan. Harga perkilo di pasar eceran adalah SAR 10.
8	Analisis Setting Parameter yang Optimum untuk Mendapatkan Jumlah Cacat Minimum pada Kualitas Briket Arang Tempurung Kelapa  (Nugroho, 2010)	Permasalahan yang dihadapi PT. Tropica Nucifera Industry, Bantul adalah bagaimana menghasilkan produk yang berkualitas tinggi dengan jumlah produk cacat yang minimal.	Penelitian ini akan dicari faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas briket arang tempurung kelapa sehingga diperoleh setting level terbaik dalam proses produksinya. Penelitian	hasil pooling up mean dan SN Ratio, kombinasi level terbaik untuk faktor yang mempengaruhi kualitas briket arang adalah kadar perekat di-set pada 4% dan jumlah pengempaan di-set pada 3 kali.
<b>Deteksi Dan Klasifikasi Kelapa dan Buah - Visi Komputer</b>				
9	Computer vision for fruit harvesting robots - State of the art and challenges	Keberhasilan praktis dalam bidang agrobotik masih terbatas, meski penelitian mendalam telah dilakukan	Tinjauan komprehensif tentang solusi visi mesin klasik dan terkini yang	Berhasil mengidentifikasi tren, keterbatasan utama, dan tantangan di masa

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
	ahead  (Kapach <i>et al.</i> , 2012)	pada visi mesin untuk robot pemanen.	digunakan dalam sistem agrobotik.	depan. Direkomendasikan arah penelitian baru untuk mewujudkan robot pemanen buah selektif yang praktis.
10	Immature green citrus detection based on colour feature and sum of absolute transformed difference (SATD) using colour images in the citrus grove  (Zhao, Lee dan He, 2016)	Pengenalan dan deteksi buah citrus hijau yang masih muda di kebun dengan lebih akurat dan efisien di bawah kondisi pencahayaan alami sangat dibutuhkan.	Algoritma berbasis ARB, HEH, SATD, dan classifier SVM dengan fitur tekstur.	Algoritma yang diusulkan menunjukkan kinerja yang baik, dengan menghasilkan akurasi pengenalan lebih dari 83.0
11	Detection of Coconut Clusters Based on Occlusion Condition Using Attention-Guided Faster R-CNN for Robotic Harvesting  (Divyanth <i>et al.</i> , 2022)	Panen kelapa secara manual berisiko tinggi dan membutuhkan keterampilan, ditambah populasi pemanjat pohon kelapa menurun. Diperlukan deteksi akurat kelompok kelapa berdasarkan kondisi penghalangan mereka untuk merencanakan gerakan end-effector robotik.	Menggunakan model deteksi objek berbasis deep learning yaitu Faster R-CNN -VGG 16	Hasil model Faster R-CNN mAP 0.886 dan ioU 0.827
12	Penerapan Deep Learning Pada Jenis Penyakit Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma	Penyakit pada kelapa sawit yang disebabkan oleh hama dan lainnya dapat mempengaruhi pertumbuhan dan proses berbuahnya. Teknologi	Menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), bagian dari Deep Learning,	Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 99.90% untuk skenario 65% data training dan 35% data

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
	Convolutional Neural Network (Styorini <i>et al.</i> , 2022)	diperlukan untuk identifikasi dini kesehatan kelapa sawit, salah satunya berdasarkan warna daunnya.	untuk klasifikasi kesehatan tanaman kelapa sawit berdasarkan warna daunnya.	testing, sedangkan akurasi terendah adalah 99,50% untuk skenario 90% data training dan 10% data testing.
13	Pemanfaatan yolo untuk pengenalan kesegaran buah mangga (Nuha dan Alexandro H., 2022)	Penggunaan teknik manual untuk penilaian dan penyortiran mangga mungkin tidak ilmiah dan tidak efisien. Dibutuhkan sistem yang dapat secara otomatis mengidentifikasi kondisi mangga (segar atau busuk).	Metode yang digunakan adalah algoritma YOLO untuk pengolahan gambar, untuk mengidentifikasi kondisi 3 jenis mangga (golek, gedong, dan manalagi).	Tingkat akurasi, presisi, recall, dan F1-score tertinggi yang diperoleh adalah 80%, 82%, 87%, dan 84% secara berturut-turut Dan model masih menunjukkan gejala underfitting,
14	Increasing Precision of Water Sprout Detection based on Mask R-CNN with Data Augmentation (Areni <i>et al.</i> , 2023)	Mmengevaluasi kinerja pendeteksian dari empat model Mask R-CNN yang dilatih dalam berbagai skenario untuk mendeteksi kecambah air pada tanaman kakao.	Mask R-CNN dengan Augmentasi horizontal flip, blur using Gaussian blur, contrast	F1-score 0.966 pada learning rate 0.001
Deteksi, Klasifikasi, Segmentasi Limbah - Visi Komputer				

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
15	Recyclable waste image recognition based on deep learning  (Zhang, Zhang, <i>et al.</i> , 2021)	Menguji performa model untuk Melakukan klasifikasi sampah menggunakan dataset trash	ResNet-18 + SMM (A Self Monitoring module)	Hasil Klasifikasi sampah menggunakan dataset Trash Net Waste mendapatkan nilai akurasi 95,87%
16	Deep Learning and Remote Sensing: Detection of Dumping Waste Using  (Youme <i>et al.</i> , 2021)	Mendeteksi pembuangan sampah ilegal menggunakan gambar citra UAV di daerah Saint Louis di Senegal, Afrika Barat	Makalah ini mengusulkan Algoritma deteksi objek SSD dengan VGG-16	Model SSD lebih unggul dari Faster R-CNN dalam akurasi jika dengan input gambar ukuran kecil dengan nilai mAP 74.0 pada dataset VOC 2017
17	Waste image classification based on transfer learning and convolutional neural network  (Zhang, Yang, <i>et al.</i> , 2021b)	Membangun dataset untuk melakukan klasifikasi limbah yang dibagi menjadi lima kategori: limbah kaca, kain, kertas, plastik, dan logam	Dataset di <i>split</i> 70% train, 30% test. Berdasarkan Deep Neural Network dengan arsitektur DenseNet169 + Transfer Learning	Dengan model Transfer learning + DenseNet169. Akurasi klasifikasi mencapai 82.80, dengan waktu 22,56 lebih unggul dibanding arsitektur AlexNet, GoogleNet-V2, dan VGG-16.

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
18	Deteksi Sampah pada Real-time Video Menggunakan Metode Faster R- CNN  (Rahman dan Bambang, 2021)	Penelitian ini berfokus untuk mendeteksi sampah dengan pengambilan dataset video, diklasifikasi menjadi 2 kelas sampah yaitu organik dan anorganik.	Menerapkan sebuah metode deteksi objek berupa Faster R-CNN untuk melakukan deteksi dan klasifikasi.	Pengujian dilakukan pada 100 gambar dengan hasil akurasi 74.0. Video real-time dengan kecepatan 1.35 FPS pada resolusi 176x144.
19	Pengenalan Sampah Plastik Dengan Model CNN  (Vision, 2020)	Peneliti mencoba untuk mengimplementasikan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis sampah plastik (anorganik)	Convolutional Neural Network (CNN)	Akurasi CNN mencapai 80.0 dengan epoch 5000 dengan nilai loss 0.06 pada Data latih
20	Intelligent Waste Classification System Using Deep Learning Convolutional Neural Network  (Adedeji dan Wang, 2019)	Proses pemisahan limbah akan lebih cepat dan cerdas dengan sistem klasifikasi tanpa mengurangi keterlibatan manusia.	Kombinasi CNN dengan ResNet-50 fitur ekstraksi dan SVM klasifikasi	Model CN dengan arsitektur ResNet-50 akurasi klasifikasi SVM mencapai 87.0

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
22	Bottle Detection in the Wild Using Low-Altitude Unmanned Aerial Vehicles (Wang <i>et al.</i> , 2018)	Deteksi objek menggunakan UAV ketinggian rendah, yang bertujuan untuk menemukan dan melokalisasi limbah botol plastik di alam liar	Membuat dataset botol plastik dan melakukan pengujian dengan ketinggian 10-30 m Evaluasi beberapa algoritma deteksi objek Faster R-CNN, SSD, YOLOv2 dan RRPN	Hasil perbandingan dari beberapa algoritma deteksi objek RRPN 88.6, SSD 87.6, Faster R-CNN, 86.4 and YOLOv2 67.3.
23	Evaluation of Convolutional neural networks for Waste Identification (Noorani dan Fernandes, 2018)	Penelitian ini berfokus untuk Memprediksi mengidentifikasi 5 objek apa saja yang ada dalam tumpukan sampah.	Pada penelitian ini membandingkan kinerja CNN dengan beberapa arsitektur yaitu AlexNet, GoogleNet, dan Berkeley	Top-5 Error Rate pada ILSVRC-2012 : AlexNet 15.3%, Berkeley Tidak Tersedia, GoogleNet 6.67% Waste Images ILSVRC 2012: AlexNet 49%, Berkeley 50%, GoogleNet 41%
24	Smart Illegal Dumping Detection (Dabholkar <i>et al.</i> , 2017)	Mendeteksi objek sampah berdasarkan kategori kelas objek berbeda yaitu kursi, meja, matras, furnitur, sofa dan tas	Membandingkan kinerja klasifikasi deep learning dengan arsitektur GoogleNet dan AlexNet kemudian melakukan pre-processing gambar untuk melihat performa model	Model deep learning yang mereka sarankan, yang dilatih dengan lebih dari 1000 gambar pembuangan sampah ilegal, mencapai akurasi hingga 70-95%

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
Objek yang terhalangi, tidak sempurna, segmentasi instans - Visi komputer				
23	Mask R-CNN (He <i>et al.</i> , 2017)	Deteksi objek dan generasi masker segmentasi kualitas tinggi untuk setiap instans di dalam gambar	Mask R-CNN, yang memperluas Faster R-CNN dengan menambah cabang untuk memprediksi masker objek secara paralel dengan cabang yang ada untuk pengenalan kotak pembatas.	Mask R-CNN mengungguli semua entri model tunggal yang ada pada setiap tugas, termasuk pemenang tantangan COCO 2016.
24	Transfer Learning for Instance Segmentation of Waste Bottles using Mask R-CNN Algorithm (Jaikumar, Vandaele dan Ojha, 2021)	Botol Plastik merupakan salah satu masalah serius pada lingkungan baik di darat maupun di lautan mengusulkan deteksi botol plastik di pinggir pantai dan di pantai	Transfer Learning with Mask R-CNN dengan 192 gambar	Hasil Mask R-CNN + Transfer Learning 59.4 mAP (MS COCO metric)
25	Deteksi Pejalan Kaki pada Zebra Cross untuk Peringatan Dini Pengendara Mobil Menggunakan Mask R-CNN (Wicaksono, Purnomo dan Yuniarno, 2021)	Kurangnya fitur keamanan mobil yang ramah bagi pejalan kaki, dengan konsekuensi tingginya jumlah korban kecelakaan yang melibatkan pejalan kaki.	Metode Mask R-CNN digunakan untuk mendeteksi tiga objek: pejalan kaki, zebra cross, dan pengendara motor, dengan fokus utama pada deteksi pejalan kaki dan zebra cross.	Dengan menggunakan ResNet-101 sebagai backbone untuk Mask R-CNN, penelitian ini berhasil mencapai skor mAP sebesar 90.476%, mAR sebesar 88.889%, dan F1-Score sebesar 87.777%.

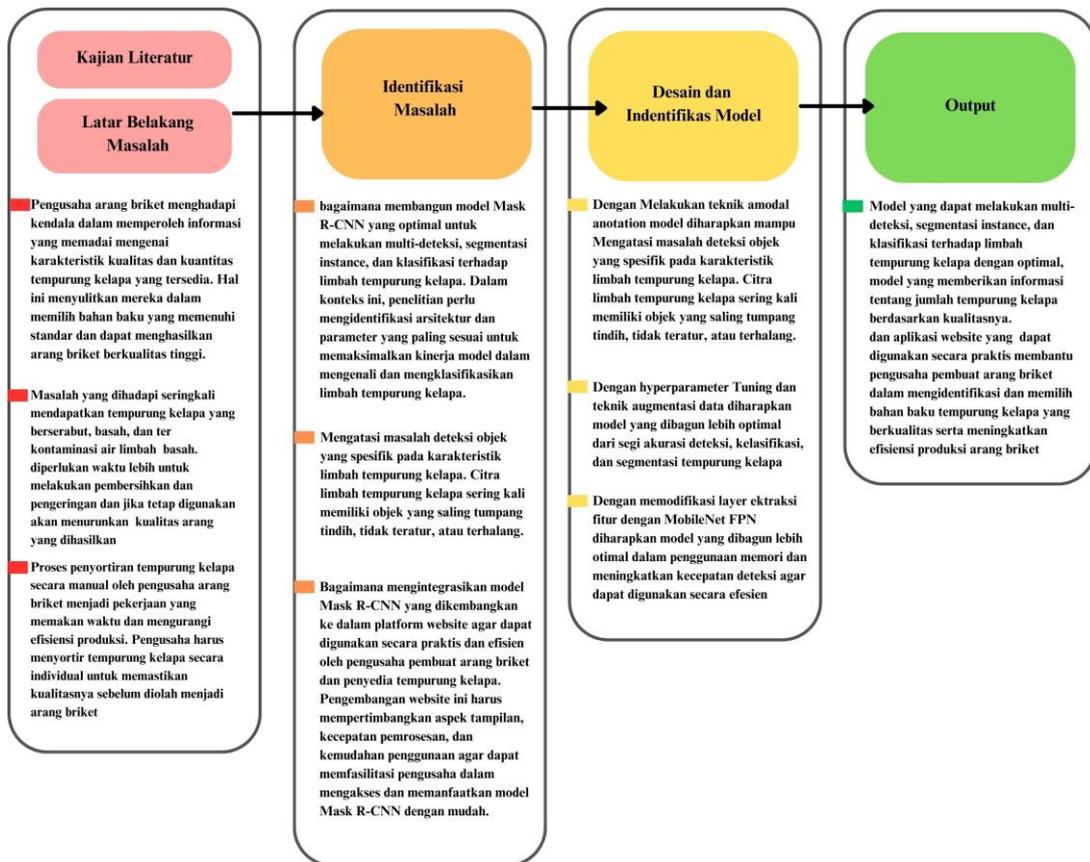
No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
26	Garbage Image Segmentation Using Combination of Thresholding Algorithms dan Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet)  (Muammar <i>et al.</i> , 2020)	Pengelolaan sampah merupakan tantangan besar di Indonesia dan banyak negara lainnya. Salah satu tugas penting dalam proses penyeleksian sampah adalah segmentasi gambar sampah.	Pyramid Scene Parsing Network (PSPNet) dan kombinasi algoritma thresholding.	F1 Score hingga 98% dengan gambar RGB, perbedaan kurang dari 0.02 dengan metode lain.
27	Robust Object Detection under Occlusion with Context-Aware CompositionalNets  (Wang <i>et al.</i> , 2020)	Mendeteksi objek yang sebagian terhalang merupakan tugas yang sulit. Pendekatan deep learning seperti Faster R-CNN tidak cukup kuat dalam mendeteksi objek terhalang.	Menggunakan Compositional Nets yang ditingkatkan dengan metode segmentasi konteks dan skema voting berbasis part untuk memperkirakan bounding box objek yang terhalang.	Model ini meningkatkan kinerja deteksi pada objek yang sangat terhalang dari PASCAL 3D+ dan MS-COCO sebesar 41% dan 35% secara absolut dibandingkan dengan Faster R-CNN.

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
28	Amodal Instance Segmentation with KINS Dataset  (Qi <i>et al.</i> , 2019)	Segmentasi instans amodal merupakan teknik untuk melakukan segmentasi objek termasuk bagian-bagian yang tidak tampak atau terhalang, yang menuntut pemahaman tentang struktur kompleks objek. Namun, kurangnya data dengan anotasi rinci dan skala besar menjadi penghalang utama.	augmentasi dataset KITTI dengan lebih banyak anotasi pixel-level untuk 8 kategori, yang disebut KITTI Instan dataset (KINS).	Eksperimen menunjukkan bahwa MLC dapat meningkatkan kinerja segmentasi amodal dan inmodal. Dataset KINS dan metode yang diusulkan tersedia untuk umum.
29	Detection and Handling of Occlusion in an Object Detection System  (Op het Veld <i>et al.</i> , 2015)	Deteksi objek pada aplikasi pengawasan video, khususnya untuk objek yang terhalang/tertutup	Deteksi menggunakan fitur HOG dan klasifikasi linear.	Pendekatan berdasarkan 17 klasifikasi mendapatkan peningkatan 8% dalam performa deteksi. Implementasi berjenjang hanya meningkatkan biaya komputasi sebesar 3,4%.
30	Semantic Amodal Segmentation  Yan (Zhu <i>et al.</i> , 2017)	pendekatan anotasi gambar yang mendetail yang menangkap informasi di luar piksel yang terlihat dan membutuhkan penalaran kompleks tentang struktur adegan penuh.	menciptakan segmentasi amodal dari setiap gambar: seluruh luas setiap wilayah ditandai, bukan hanya piksel yang terlihat. Anotator merinci dan menamai semua wilayah penting dalam gambar dan menentukan urutan	Hasil anotasi adegan penuh yang diusulkan menunjukkan konsistensi yang mengejutkan antara anotator, termasuk untuk wilayah dan tepi. Dataset yang lebih besar memungkinkan penulis untuk mengeksplorasi sejumlah ide algoritma

No	Referensi	Permasalahan	Metode	Kinerja
			kedalaman sebagian.	untuk segmentasi amodal dan urutan kedalaman
31	Amodal Instance Segmentation (Li and Malik, 2016)	segmentasi instans amodal, tujuan utamanya adalah memprediksi wilayah yang mencakup baik bagian terlihat dan tersembunyi dari setiap objek. Hingga sekarang, kurangnya anotasi segmentasi amodal yang tersedia untuk publik telah menghambat pengembangan metode segmentasi amodal.	mengandalkan anotasi segmentasi instans modal standar untuk melatih model mereka. Hasilnya adalah metode baru untuk segmentasi instans amodal, yang merupakan metode pertama jenis ini, sejauh pengetahuan penulis.	Efektivitas metode yang diusulkan ditunjukkan baik secara kualitatif maupun kuantitatif.
32	Learning to See the Invisible: End-to-End Trainable Amodal Instance Segmentation (Follmann <i>et al.</i> , 2019)	Bagaimana membuat model yang dapat melakukan pelatihan end-to-end dalam satu langkah maju untuk prediksi topeng amodal instan serta bagian yang terlihat dan tidak terlihat	Peneliti mempresentasikan model end-to-end all-in-one pertama untuk segmentasi amodal semantik yang memprediksi topeng instan amodal serta bagian mereka yang terlihat dan tak terlihat dalam satu langkah maju	Pada dataset COCO amodal, model mereka mengungguli baseline saat ini untuk segmentasi amodal dengan margin yang besar. Untuk lebih lanjut mengevaluasi model, peneliti memberikan dua set data baru dengan ground truth untuk segmentasi amodal semantik, D2S amodal dan COCOA cls.

## 2.2 Kerangka Pikir

Tujuan kerangka pemikiran adalah untuk mengetahui posisi dan keunikan penelitian yang akan dilaksanakan. Kerangka pikir dapat dilihat pada Gambar 24 di bawah ini yang menjelaskan mengenai alur penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 24. Kerangka Pikir