

# SKRIPSI

## SISTEM PENDETEKSI PENYAKIT KARAT DAUN PADA TANAMAN TEBU MENGGUNAKAN CITRA *UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)* DAN ALGORITMA *MASK R-CNN*

Disusun dan diajukan oleh:

MUHAMMAD YUSUF  
D121171015



PROGRAM STUDI SARJANA TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
GOWA  
2024

# LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

## SISTEM PENDETEKSI PENYAKIT KARAT DAUN PADA TANAMAN TEBU MENGGUNAKAN CITRA *UNMANNED AERIAL VEHICLE (UAV)* DAN ALGORITMA *MASK R-CNN*

Disusun dan diajukan oleh

**Muhammad Yusuf**  
**D121171015**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin Pada tanggal 10 Januari 2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

Pembimbing Pendamping,

Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T.,  
M.Bus.Sys., IPM.ASEAN.Eng.  
NIP. 19750716 200212 1 004

Elly Warni, S.T., M.T.  
NIP 19820216 200812 2 001

Ketua Program Studi,



Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., IPM.ASEAN.Eng.  
NIP. 19750716 200212 1 004



## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini ;  
Nama : Muhammad Yusuf  
NIM : D121171015  
Program Studi : Teknik Informatika  
Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

**Sistem Pendeteksi Penyakit Karat Daun Pada Tanaman Tebu Menggunakan Citra  
*Unmanned Aerial Vehicle (UAV)* dan Algoritma *Mask R-CNN***

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain dan bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

Semua informasi yang ditulis dalam skripsi yang berasal dari penulis lain telah diberi penghargaan, yakni dengan mengutip sumber dan tahun penerbitannya. Oleh karena itu semua tulisan dalam skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis. Apabila ada pihak manapun yang merasa ada kesamaan judul dan atau hasil temuan dalam skripsi ini, maka penulis siap untuk diklarifikasi dan mempertanggungjawabkan segala resiko.

Segala data dan informasi yang diperoleh selama proses pembuatan skripsi, yang akan dipublikasi oleh Penulis di masa depan harus mendapat persetujuan dari Dosen Pembimbing.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan isi skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Gowa, 10 Januari 2024

Yang Menyatakan



Muhammad Yusuf



## ABSTRAK

**MUHAMMAD YUSUF.** *Sistem Pendeteksi Penyakit Karat Daun Pada Tanaman Tebu Menggunakan Citra Unmanned Aerial Vehicle (UAV) dan Algoritma Mask R-CNN* (dibimbing oleh Indrabayu dan Elly Warni)

Tanaman tebu (*Saccharum Officinarum L.*) merupakan komoditas penting yang menjadi bahan baku pembuatan gula yang telah menjadi kebutuhan pokok masyarakat di Indonesia. Akan tetapi, berdasarkan estimasi Kementerian Pertanian, dalam kurun waktu kurang lebih lima tahun terakhir produksi tebu turun sebesar 4%. Berdasarkan hasil beberapa penelitian, salah satu penyebab penurunan produksi gula nasional adalah serangan penyakit karat, bahkan serangan penyakit ini dapat menyebabkan kerugian hingga 40%.

Saat ini, *drone* sudah dimanfaatkan dalam bidang pertanian salah satunya dalam deteksi dini penyakit pada tanaman. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah merancang sebuah sistem pendeteksi penyakit karat pada tanaman tebu menggunakan citra *drone* dan algoritma *Mask R-CNN*.

Sistem pendeteksi penyakit karat ini dirancang menggunakan algoritma *Mask R-CNN* dengan data masukan berupa citra tanaman tebu yang diambil menggunakan *drone* yang diterbangkan pada ketinggian 5-7 meter di atas permukaan tanah.

Hasil dari penelitian ini adalah sebuah sistem yang dapat melakukan deteksi penyakit pada daun tanaman tebu yang terinfeksi penyakit karat daun dengan nilai *F1 Score* 0,70, 0,48, dan 0,30 pada masing-masing skenario ketinggian terbang *drone* yaitu 5 meter, 6 meter, dan 7 meter.

Kata Kunci: Tanaman Tebu, Penyakit Karat Daun, *Drone*, *Mask R-CNN*



## ABSTRACT

**MUHAMMAD YUSUF.** *Leaf Rust Disease Detection System in Sugarcane Plants Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Image and Mask R-CNN Algorithm* (supervised by Indrabayu and Elly Warni)

The sugarcane plant (*Saccharum Officinarum* L.) is an important commodity that has become the raw material for the production of sugar which has become a basic need of society in Indonesia. However, according to the estimates of the Ministry of Agriculture, in the last five years or so the sugarcane production has declined by 4%. According to some studies, one of the causes of the decline in national sugar production is a rust disease attack, even this disease attack can cause losses of up to 40%.

Nowadays, drones are already being used in agriculture, one of which is in the early detection of diseases in plants. Therefore, the aim of this study is to design a system for the detection of rust disease in sugarcane plants using drone image and the Mask R-CNN algorithm.

The system detection of rust disease is designed using the Mask R-CNN algorithm with input data of image of sugarcane plant taken using a drone flying at a height of 5-7 meters above the surface of the ground.

The result of this study is a system that can perform disease detection on leaves of sugarcane plants infected with leaf rust with F1 Score values of 0,70, 0,48, and 0,30 on each drone altitude scenario is 5 meters, 6 meters and 7 meters.

Keywords: Sugarcane Plant, Leaf Rust Disease, Drone, Mask R-CNN



## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
ABSTRAK .....	iii
ABSTRACT .....	iv
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR GAMBAR .....	vi
DAFTAR TABEL.....	vii
DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL .....	viii
DAFTAR LAMPIRAN.....	ix
KATA PENGANTAR .....	x
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Tujuan Penelitian .....	3
1.4 Manfaat Penelitian .....	3
1.5 Ruang Lingkup Penelitian.....	3
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....	4
2.1 Citra Digital.....	4
2.2 Pengolahan Citra .....	4
2.3 <i>Unmanned Aerial Vehicle (UAV)</i> .....	5
2.4 Penyakit Karat Tebu.....	6
2.5 <i>Object Detection</i> .....	6
2.6 Algoritma <i>Mask R-CNN</i> .....	7
2.7 Metrik Evaluasi .....	15
BAB 3 METODE PENELITIAN.....	17
3.1 Tahapan Penelitian.....	17
3.2 Lokasi Penelitian.....	18
3.3 Instrumen Penelitian .....	19
3.4 Teknik Pengambilan Data.....	19
3.5 Perancangan Sistem .....	20
3.6 Evaluasi Kinerja Sistem .....	29
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	30
4.1 Hasil dan Pembahasan Training Model .....	30
4.2 Hasil dan Pembahasan Pengujian Sistem.....	33
4.3 Perbandingan Hasil Deteksi Sebelum dan Sesudah <i>Pre-Processing</i> .....	38
BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN.....	41
5.1 Kesimpulan .....	41
5.2 Saran.....	41
DAFTAR PUSTAKA .....	43



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Contoh pengambilan <i>pixel</i> citra.....	5
Gambar 2 Penyakit karat tebu .....	6
Gambar 3 <i>Mask R-CNN</i> arsitektur .....	8
Gambar 4 Arsitektur <i>Feature Pyramid Network (FPN)</i> .....	9
Gambar 5 Tahapan <i>lateral connection</i> .....	10
Gambar 6 Struktur RPN .....	11
Gambar 7 <i>ROIAlign</i> .....	13
Gambar 8 Struktur <i>Mask R-CNN</i> untuk <i>segmentation mask</i> .....	14
Gambar 9 Diagram tahapan penelitian.....	17
Gambar 10 Lokasi penelitian .....	18
Gambar 11 Flowchart rancangan sistem .....	20
Gambar 12 Antarmuka Labelme .....	21
Gambar 13 <i>Import</i> gambar Labelme .....	22
Gambar 14 Anotasi gambar .....	22
Gambar 15 Tampilan file anotasi .....	23
Gambar 16 Contoh isi file anotasi.....	23
Gambar 17 Contoh gambar hasil anotasi .....	24
Gambar 18 Tampilan isi folder <i>instance segmentation</i> .....	24
Gambar 19 Tampilan isi file <i>labels</i> setelah dimodifikasi.....	25
Gambar 20 Tampilan cmd saat merubah format file anotasi .....	25
Gambar 21 Tampilan folder setelah perintah dijalankan di cmd .....	25
Gambar 22 Tampilan isi folder <i>data_dataset_coco</i> .....	26
Gambar 23 Struktur isi file <i>annotations.json (info dan licenses)</i> .....	26
Gambar 24 Struktur isi file <i>annotations.json (images)</i> .....	26
Gambar 25 Struktur isi file <i>annotations.json (annotations)</i> .....	27
Gambar 26 Contoh visualisasi segmentasi penyakit.....	29
Gambar 27 Visualisasi <i>loss Mask R-CNN</i> (Percobaan 1) .....	31
Gambar 28 Visualisasi <i>loss Mask R-CNN</i> (Percobaan 2) .....	32
Gambar 29 Contoh hasil deteksi pada ketinggian 5 meter.....	33
Gambar 30 Contoh hasil deteksi pada ketinggian 6 meter.....	35
Gambar 31 Contoh hasil deteksi pada ketinggian 7 meter.....	37



## DAFTAR TABEL

Tabel 1. Pembagian data penelitian .....	21
Tabel 2. <i>Environment</i> penelitian .....	27
Tabel 3. <i>Hyperparameters</i> .....	28
Tabel 4. <i>Loss</i> model terbaik pada masing-masing <i>epoch</i> (percobaan 1).....	30
Tabel 5. <i>Loss</i> model terbaik pada masing-masing <i>epoch</i> (percobaan 2).....	31
Tabel 6. Hasil evaluasi kinerja sistem pada ketinggian 5 meter .....	33
Tabel 7. Hasil evaluasi kinerja sistem pada ketinggian 6 meter .....	35
Tabel 8. Hasil evaluasi kinerja sistem pada ketinggian 7 meter .....	37
Tabel 9. Perbandingan hasil deteksi sebelum dan sesudah <i>pre-processing</i> ( <i>brightness</i> dan <i>contrast</i> ).....	39
Tabel 10. Perbandingan hasil deteksi sebelum dan sesudah <i>pre-processing</i> ( <i>Resize</i> ).....	40



## DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL

Lambang/Singkatan	Arti dan Keterangan
UAV	<i>Unmanned Aerial Vehicle</i>
WTO	<i>World Trade Organization</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
RoI	<i>Region of Interest</i>
RPN	<i>Region Proposal Network</i>
FPN	<i>Feature Pyramid Network</i>
FCN	<i>Fully Convolutional Network</i>
Cls	<i>Classifier</i>
Reg	<i>Regressor</i>
Bbox	<i>Bounding-box</i>
TP	<i>True Positives</i>
TN	<i>True Negatives</i>
FP	<i>False Positives</i>
FN	<i>False Negatives</i>
AP	<i>Average Precision</i>
mAP	<i>Mean Average Precision</i>
IoU	<i>Intersection Over Union</i>



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Contoh dataset tanaman tebu .....	45
Lampiran 2 <i>Preview</i> hasil deteksi .....	46
Lampiran 3 <i>Preview</i> hasil anotasi .....	47
Lampiran 4 <i>Source code project</i> .....	47
Lampiran 5 Lembar perbaikan skripsi .....	48



## KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim, Assalamualaikum Warohmatullahi Wabarokatuh.

Puji dan syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala, karena berkat petunjuk, rahmat dan karunia-Nya sehingga tugas akhir yang berjudul “Sistem Pendeteksi Penyakit Karat Daun Pada Tanaman Tebu Menggunakan Citra *Unmanned Aerial Vehicle (UAV)* dan Algoritma *Mask R-CNN*” ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin. Dalam pengerjaan dan penyusunan tugas akhir ini telah dilakukan proses pencarian referensi dari berbagai sumber baik berupa jurnal penelitian, skripsi, thesis, serta dari situs-situs internet seperti YouTube, GitHub, dan yang lainnya.

Penulis menyadari bahwa dalam proses pengerjaan tugas akhir ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua penulis, Bapak Muhammad Nasri dan Ibu Isabi yang tidak pernah lelah mendidik, mendoakan, memberi semangat, serta telah memberikan bantuan dalam berbagai bentuk kepada penulis.
  2. Bapak Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., IPM.ASEAN. Eng. selaku pembimbing I dan Ibu Elly Warni, S.T., M.T. selaku pembimbing II yang selalu menyediakan waktu, tenaga, pikiran, bahkan materi serta perhatian yang luar biasa untuk mengarahkan penulis dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.
  3. Segenap Dosen dan Staf Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah banyak memberikan ilmu, pengalaman, dan bantuan kepada penulis mulai dari awal masa perkuliahan sampai penyelesaian tugas akhir ini.
- teman-teman dan kakak-kakak *AIMP Research Group* yang telah menjadi teman diskusi dan pendengar keluh kesah penulis, serta telah memberikan saran-saran dan bantuan dalam proses penyelesaian tugas akhir ini.



5. Kepada Irfan Ripat, Muhammad Fadhil B, dan Dandy Garda yang telah membantu dari awal penyusunan proposal penelitian, pengambilan data, pengolahan data, serta sebagai tempat diskusi mengenai metode dan pemrograman sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan.
6. Teman-teman RECOGN17ZER yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan semangat mulai dari masa-masa awal perkuliahan hingga proses penyelesaian tugas akhir ini.
7. Ikhwah GKM LD AI-Muhandis FT-UH dan UKM LDK MPM Unhas, ikhwah Pengurus DPD Wahdah Islamiyah Kolaka Timur, ikhwah dan murabbi halaqah Malik Bin Anas, Keluarga Besar Paguyuban KSE Unhas dan Yayasan KSE, serta Keluarga Besar Yayasan Al-Fityah yang telah memberikan bantuan, dukungan, serta do'a sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan.
8. Serta teman-teman, keluarga dan pihak lain yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis juga menyadari bahwa dalam penulisan tugas akhir ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu penulis mengharapkan segala bentuk kritik dan saran yang sifatnya membangun dari berbagai pihak, serta semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak untuk pengembangan ilmu pengetahuan selanjutnya. Akhirnya, penulis berharap semoga segala bantuan yang diberikan dari berbagai pihak dapat bernilai pahala dan mendapatkan berkah dari Allah Subhanahu Wa Ta'ala. Aamiin.

Wassalamualaikum Warohmatullahi Wabarokatuh.

Gowa, Januari 2024

Penulis,

Muhammad Yusuf



# BAB 1 PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Tanaman tebu (*Saccharum Officinarum L.*) merupakan komoditas penting perkebunan Indonesia yang menjadi bahan baku pembuatan gula yang sudah menjadi kebutuhan pokok masyarakat di Indonesia, bahkan gula sudah ditetapkan sebagai salah satu komoditas khusus (*special products*) bersama beras, jagung dan kedelai dalam perundingan Organisasi Perdagangan Dunia atau *World Trade Organization (WTO)*. Sebagai bahan baku pembuatan gula, tebu berperan penting untuk memenuhi kebutuhan pokok masyarakat. Akan tetapi, dalam beberapa tahun terakhir produksi tebu di Indonesia mengalami penurunan.

Berdasarkan estimasi Kementerian Pertanian, pada tahun 2019 produksi tebu Indonesia mencapai 2,4 juta ton dan luas areal pertanian tebu mencapai 453,2 ribu Ha. Artinya dalam kurun waktu kurang lebih lima tahun produksi tebu turun 4% (Citradi, 2020). Salah satu penyebab utama penurunan produksi gula nasional adalah serangan penyakit serta kurangnya pengetahuan petani terhadap jenis-jenis penyakit pada tebu dan cara penanganannya (Hidayat, 2013).

Selama ini, salah satu kendala terbesar petani tebu di Indonesia adalah serangan penyakit karat yang disebabkan oleh jamur *Puccinia Melanocephela*. Jamur ini dapat ditemukan hampir di setiap area dimana tebu tumbuh (Dewi dan Ginardi, 2014). Di Indonesia, penyakit ini dapat ditemukan di pulau Jawa, Sumatera, Sulawesi, Kalimantan, dan Nusa Tenggara (Apriliani, 2020).

Siregar dan Syahputra (2017) menjelaskan bahwa gejala penyakit ini berupa bercak noda yang lebih sering ditemui pada bagian permukaan bawah daun dengan panjang 2-20 mm dan lebar 1-3 mm. Selain itu, efek lain jika tanaman tebu terinfeksi penyakit ini adalah tanaman menjadi kerdil dan terdapat bercak berwarna kuning yang awalnya kecil, kemudian melebar antara 2-10 mm atau bahkan 30 mm dengan warna coklat sampai orange-coklat/ merah-coklat. Adapun penyebaran

ini, dapat dibantu oleh angin dan hujan serta dapat berkembang dengan a tempat yang lembab. Selain itu, spora-spora yang telah masak akan terlepas dan dapat menyebabkan infeksi pada daun-daun yang lain. Spora-



spora ini akan menyebar pada daun muda dan berkembang pada jaringan sehingga dapat menyebabkan kerusakan jaringan yang menghambat fotosintesis (Apriliani, 2020).

Ismayanti et al., (2014) menyatakan bahwa kerugian hasil yang diakibatkan oleh serangan penyakit karat dapat mencapai 40%. Hal ini disebabkan karena penyakit ini menimbulkan kerusakan pada daun sehingga mengganggu proses fotosintesis dan pembentukan gula. Selain itu, Apriliani (2020) juga menyatakan bahwa pada tingkat infeksi yang berat penyakit ini dapat menimbulkan kerugian sebesar 35-40%. Dengan adanya penyakit ini pula, dapat mengakibatkan kerugian bagi pihak petani tebu. Karena akan menurunkan kualitas dan kuantitas tebu yang akan dipanen bahkan dapat menyebabkan kematian pada tanaman tebu.

Damayanti et al., (2008) menyatakan bahwa penyebab menyebar luasnya penyakit secara cepat salah satunya adalah belum tersedianya teknik deteksi yang mudah dan dapat diandalkan untuk tujuan deteksi rutin. Sehingga, dibutuhkan sistem pendeteksi untuk mengurangi resiko tersebut. Selain itu, luasnya lahan perkebunan tebu sangat menyulitkan petani untuk melakukan deteksi penyakit secara cepat. Hal ini menjadi alasan penggunaan *drone* untuk memudahkan dan mempercepat pengontrolan penyakit di lahan yang luas.

Oleh karena itu, berdasarkan permasalahan-permasalahan yang dihadapi petani saat ini, muncul berbagai inovasi di bidang pertanian. Salah satunya adalah pemanfaatan drone untuk pemantauan kesehatan tanaman. Hal tersebut sejalan dengan topik penelitian yang akan diusulkan penulis yaitu “Sistem Pendeteksi Penyakit Karat Daun Pada Tanaman Tebu Menggunakan Citra *Unmanned Aerial Vehicle (UAV)* dan Algoritma *Mask R-CNN*”.

## 1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara merancang dan membuat sistem untuk mendeteksi penyakit karat pada tanaman tebu menggunakan citra *drone* dan algoritma *Mask R-NN*?  
 Bagaimana performa/ tingkat kemampuan sistem untuk mendeteksi penyakit at pada tanaman tebu menggunakan *F1 Score*?



### 1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan membuat sistem pendeteksi penyakit karat pada tanaman tebu menggunakan citra *drone* dan algoritma *Mask R-CNN*.
2. Menganalisis performa/ tingkat kemampuan sistem dalam mendeteksi penyakit karat pada tanaman tebu menggunakan *F1 Score*.

### 1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan sumbangsih ilmiah dalam bidang teknologi pertanian di Indonesia.
2. Hasil dari penelitian ini dapat dijadikan sebagai referensi dalam pengembangan teknologi *drone* dalam bidang pertanian.

### 1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tinggi tanaman tebu adalah 4-5 meter.
2. Proses pengambilan data dilakukan pada pagi dan sore hari dengan kondisi cuaca cerah.
3. Pengambilan data dilakukan dengan menerbangkan *drone* pada ketinggian 5 meter, 6 meter, dan 7 meter di atas permukaan tanah.
4. *Output* yang dihasilkan berupa segmentasi daun yang terinfeksi penyakit karat.



## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Citra Digital

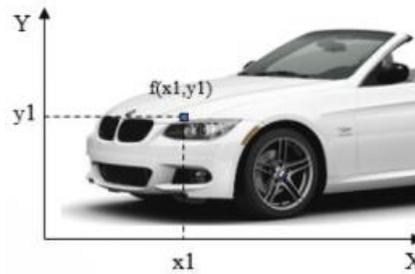
Citra digital merupakan sebuah larik (array) yang berisi nilai-nilai *real* maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu. Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi  $f(x,y)$  berukuran M baris dan N kolom, dengan  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial, dan amplitudo  $f$  di titik koordinat  $(x,y)$  dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai  $x$ ,  $y$ , dan nilai amplitudo  $f$  secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital (Yulianti S, 2020).

Selain itu citra digital juga dapat didefinisikan sebagai representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Dengan kata lain, sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran pixel (titik) pada citra, dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin, dengan kata lain kuantisasi pada citra menyatakan jumlah warna yang ada pada citra (Achmad dan Rahmadijanti, 2005).

### 2.2 Pengolahan Citra

Pengolahan citra merupakan teknik pengolahan gambar atau citra, citra yang dimaksud yaitu gambar diam (foto) atau gambar bergerak (video) yang bertujuan untuk memperaiki, mengolah dan merubah sebuah citra. Citra atau gambar merupakan kumpulan dari beberapa *pixel*, baik citra diam ataupun citra bergerak. Representasi dari beberapa *pixel* ini dapat didefinisikan dengan fungsi  $f(x,y)$  dimana  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial dari *pixel* dengan  $x$  adalah garis horizontal dan  $y$  adalah garis vertikal. Nilai  $f(x,y)$  adalah nilai intensitas citra pada koordinat tersebut, biasanya intensitas berupa informasi citra baik warna atau informasi lain (n et al., 2017). Berikut contoh proses pengambilan *pixel* citra yang dapat da Gambar 1.





Gambar 1 Contoh pengambilan *pixel* citra

Sumber: Gunawan et al., (2017)

### 2.3 *Unmanned Aerial Vehicle (UAV)*

*Unmanned Aerial Vehicle (UAV)* atau pesawat tanpa awak merupakan nama lain dari *drone*. Pada dasarnya, *drone* adalah robot terbang yang dapat dikendalikan dari jarak jauh atau terbang secara mandiri menggunakan rencana penerbangan yang dikendalikan perangkat lunak dalam sistem tertanamnya, yang bekerja bersama *onboard sensors* dan *Global Positioning System (GPS)* (Lutkevich dan R. Earls, 2021). Selama ini, *UAV* paling sering dikaitkan dengan bidang militer. Selain itu, (Lutkevich dan R. Earls, 2021) menjelaskan saat ini *UAV* juga sering digunakan dalam berbagai peran sipil, seperti berikut ini:

1. Pencarian dan penyelamatan
2. Pengawasan
3. Pemantauan lalu lintas
4. Pemantauan cuaca
5. Pemadam kebakaran
6. Keperluan pribadi
7. Fotografi berbasis drone
8. Videografi
9. Pertanian
10. Jasa pengiriman



## 2.4 Penyakit Karat Tebu

Penyakit karat merupakan salah satu penyakit yang sering menyerang tanaman tebu. Penyakit ini biasa ditemukan di benua Asia dan Australia. Di Indonesia penyakit ini dapat ditemukan di pulau Jawa, Sumatera, Sulawesi, Kalimantan, dan Nusa Tenggara. Keberadaan penyakit ini menyerang bagian daun dan menghambat proses fotosintesis serta pembentukan gula, sehingga dapat menyebabkan penurunan hasil panen sampai dengan 20% (Herdiansyah, 2022). Selain itu, dalam keadaan berat penyakit ini dapat menimbulkan kerugian 35-40% (Apriliani, 2020).

Penyebaran penyakit ini biasanya melalui perantara angin. Efek jika tanaman terjangkit penyakit ini adalah tanaman menjadi kerdil dan terdapat bercak berwarna kuning, warna coklat sampai orange-coklat/ merah-coklat (Siregar and Syahputra, 2017). Berikut contoh gejala penyakit karat tebu yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Penyakit karat tebu

Sumber: Plantix (2023)

## 2.5 Object Detection

*Object detection* adalah teknik visi komputer yang memungkinkan kita mengidentifikasi dan menemukan objek dalam gambar atau video. Dengan identifikasi semacam ini, *object detection* dapat digunakan untuk menghitung objek, menentukan dan melacak lokasinya secara akurat, serta memberi label yang tepat dalam setiap *frame* (Fritz AI, 2021). Dalam halaman website Papers With Code (2023) disebutkan bahwa metode *object detection* dapat dikategorikan menjadi dua, yaitu:



1. *One-stage methods*, metode ini memprioritaskan kecepatan inferensi, dengan contoh model yaitu *YOLO*, *SSD*, dan *RetinaNet*.
2. *Two-stage methods*, metode ini memprioritaskan akurasi pendeteksian, dengan contoh model *Faster R-CNN*, *Mask R-CNN* dan *Cascade R-CNN*.

Saat ini *object detection* sudah diimplementasikan dalam berbagai bidang, seperti deteksi anomali (dalam bidang pertanian dan kesehatan), *autonomous driving*, pelacakan objek, pencarian gambar, penghitungan objek serta pada bidang-bidang yang lainnya.

## 2.6 Algoritma *Mask R-CNN*

*Mask R-CNN* adalah pengembangan *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam hal *Image Segmentation* dan *Instance Segmentation*. *Mask R-CNN* dikembangkan di atas *Faster R-CNN* dan langkah pertama untuk memahami cara kerja *Mask R-CNN* membutuhkan pemahaman konsep segmentasi gambar (Odemakinde, 2022). Dalam visi komputer, segmentasi gambar adalah proses mempartisi gambar digital menjadi beberapa segmen (kumpulan piksel atau dikenal juga sebagai objek gambar). Segmentasi ini digunakan untuk menemukan objek dan batas (garis, kurva, dll) (Odemakinde, 2022).

Dalam pengembangannya *Mask R-CNN* dibangun menggunakan *Faster R-CNN*, dimana *Faster R-CNN* memiliki 2 keluaran dalam setiap objek yaitu sebuah label kelas dan sebuah *bounding-box* dengan skor kepercayaan. Sementara *Mask R-CNN* merupakan bagian tambahan yang mengeluarkan *object mask* (Odemakinde, 2022). Keluaran *object mask* tambahan ini berbeda dengan keluaran kelas dan *bounding-box*. Dimana, keluaran ini membutuhkan ekstraksi tata letak spasial objek yang lebih halus (Odemakinde, 2022).

*Mask R-CNN* bekerja dengan menambahkan bagian untuk memprediksi *object mask* atau *Region of Interest (RoI)* secara paralel dengan bagian yang lain untuk pengenalan *bounding-box* (Odemakinde, 2022). ArcGIS Developers (2023) juga menjelaskan bahwa untuk memahami *Mask R-CNN* lebih dalam, akan dibahas

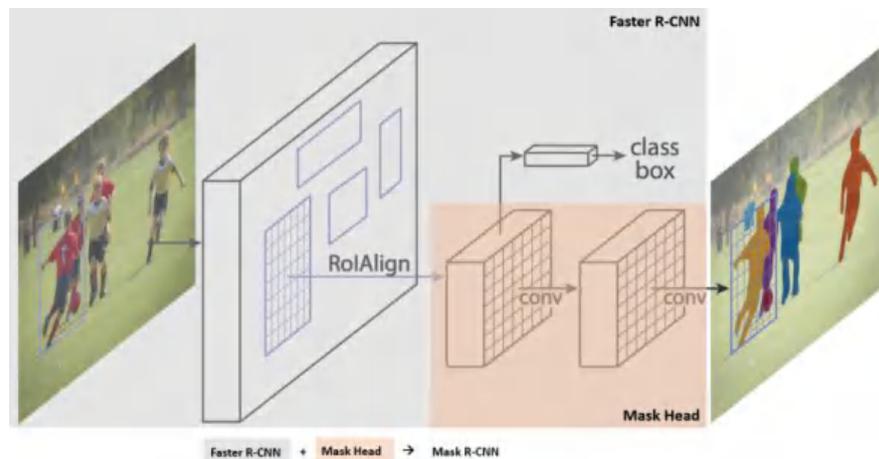


· *Faster R-CNN* yang bekerja dalam dua tahap berikut ini:

tahap 1: tahap ini terdiri dua jaringan, yaitu *backbone (ResNet, VGG,ception, dll)* dan *region proposal*. Jaringan ini berjalan sekali per gambar

untuk memberikan sekumpulan *region proposal*. *Region proposal* adalah bagian pada *feature map* yang berisi objek.

2. Tahap 2: pada tahap ini, jaringan memprediksi *bounding-box* dan kelas objek untuk setiap bagian (*region*) yang diusulkan pada tahap 1. Setiap *region* yang diusulkan dapat memiliki ukuran yang berbeda sedangkan lapisan yang terhubung penuh dalam jaringan selalu membutuhkan vektor ukuran tetap untuk membuat prediksi. Ukuran *region* yang diusulkan ini ditetapkan dengan menggunakan kumpulan RoI atau metode RoIAlign (yang sangat mirip dengan *Max Pooling*). Berikut arsitektur Mask R-CNN dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 *Mask R-CNN* arsitektur

Sumber: ArcGIS Developers (2023)

### 2.6.1 *Backbone*

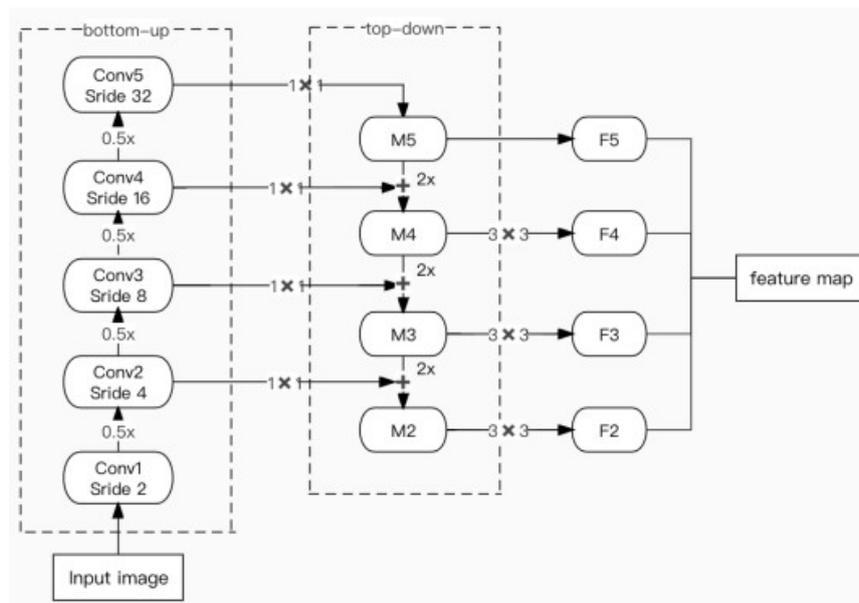
Bagian pertama dalam model *Mask R-CNN* adalah *backbone*, bagian ini bertugas untuk menganalisis gambar masukan. Secara umum, dalam implemetasi *Mask R-CNN* dapat digunakan dua arsitektur yaitu ResNet-50 atau ResNet101. Keluaran pada bagian ini merupakan serangkaian *feature maps*, yang kemudian akan digunakan untuk membentuk fitur selanjutnya dalam *Region Proposal Network (RPN)* (Hansen et al., 2020). Lebih lanjut, *backbone* berfungsi sebagai ekstraksi fitur untuk keseluruhan gambar, mendeteksi fitur tingkat rendah seperti tepi dan sudut di lapisan awal dan fitur tingkat tinggi seperti mobil, orang, it di lapisan selanjutnya. Pada bagian ini gambar akan di konversi ke *maps* saat melewati *backbone*. *Feature maps* ini akan digunakan sebagai untuk tahap selanjutnya (Ayenew, 2022).



Untuk meningkatkan proses ekstraksi fitur, *backbone* lain yang lebih efektif disebut *Feature Pyramid Network (FPN)* ditempatkan diatas *backbone ResNet*. Untuk membangun *Feature Pyramid* dalam jaringan dari input skala tunggal, *FPN* menggunakan arsitektur *top-down* dengan koneksi lateral. Hal ini meningkatkan fitur standar ekstraksi piramida dengan menambahkan piramida kedua yang mengambil fitur tingkat tinggi piramida pertama dan meneruskannya ke lapisan bawah. Hasilnya, fitur disemua tingkat memiliki akses ke fitur tingkat rendah dan tinggi. Oleh karena itu, dengan *backbone ResNet-FPN* dan metode ekstraksi fitur *Mask R-CNN*, presisi dan kecepatannya meningkat sangat tinggi (Ayenew, 2022).

### 2.6.2 Feature Pyramid Network (FPN)

Struktur utama *FPN* mencakup tiga bagian yaitu *bottom-up*, *top-down* dan *lateral connection*. Berikut disajikan struktur utama *FPN* yang dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur *Feature Pyramid Network (FPN)*

Sumber: Chang (2022)

**Bottom-Up** adalah proses memasukkan gambar ke *backbone ConvNet* untuk mengekstrak fitur. Ukuran keluaran *feature map* dari *backbone* tidak berubah atau berkurang sebanyak 2 kali lipat. Dengan mengambil *ResNet* sebagai contoh, blok konvolusi *Conv2*, *Conv3*, *Conv4* dan *Conv5* didefinisikan sebagai  $\{C_2, C_3, C_4, C_5\}$ , yang merupakan dari blok sisa terakhir disetiap tahap. Keluaran



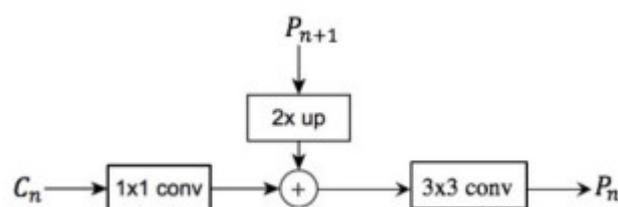
bagian ini yaitu  $\left\{\frac{1}{4}, \frac{1}{8}, \frac{1}{16}, \frac{1}{32}\right\}$  waktu dari grafik aslinya, sehingga hubungan antara ukuran *feature map* ini adalah dua (Chang, 2022).

**Top-Down** proses terdiri dari *upsampling feature map* yang diperoleh dari fitur tingkat tinggi dan kemudian mentransfernya ke bawah. Fitur tingkat tinggi ini berisi informasi semantik tingkat lanjut, yang dapat disebarkan ke fitur tingkat rendah melalui propogasi *top-down* sehingga fitur tingkat rendah juga berisi informasi semantik tingkat lanjut.

**Lateral Connection** terdiri dari tiga langkah utama yaitu:

1. Untuk keluaran *feature map*  $C_n$  yang berasal dari setiap tahapan, yang terlebih dahulu dilakukan konvolusi 1x1 untuk memperkecil ukurannya.
2. Kemudian fitur yang diperoleh digabungkan dengan *feature map*  $F_{n+1}$  yang diperoleh dengan mengambil sampel lapisan atas, yaitu dengan penambahan langsung. Karena hubungan antara *feature map* yang dihasilkan oleh setiap tahap adalah dua kali, ukuran sampel *feature map* dari lapisan sebelumnya sama dengan lapisan saat ini, sehingga elemen terkait dapat ditambahkan secara langsung.
3. Setelah penambahan, diperlukan konvolusi 3x3 untuk mendapatkan keluaran fitur  $F_n$  dari lapisan saat ini. Proses konvolusi bertujuan menghilangkan efek aliasing yang disebabkan oleh *upsampling*.

Tahapan *lateral connection* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Tahapan *lateral connection*

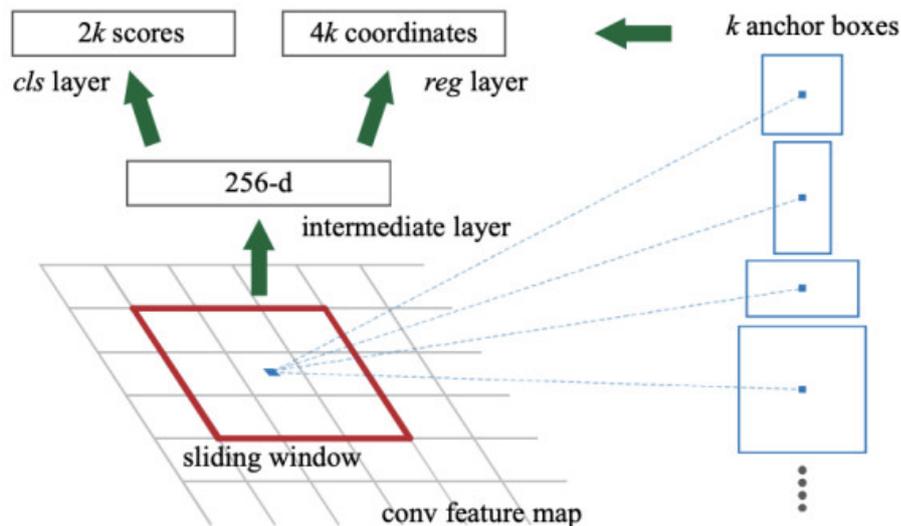
Sumber: Chang (2022)

### 2.6.3 Region Proposal Network (RPN)

*Region Proposal Network (RPN)* merupakan sebuah *Fully Convolutional* (FCN). Pada bagian ini dilakukan *sliding convolutional* pada serangkaian *map* yang diperoleh dari lapisan ekstraksi fitur, kemudian *general region* akan melalui *category less convolution network*. Karena jaringan



mengadopsi pengklasifikasian dua kelas, jaringan akan membedakan jika ada *region proposal* yang berisi objek limbah, menghitung koordinat titik pusat, panjang, dan lebar gambar masukan yang sesuai dengan *ROI* masing-masing *region*, dan menentukan posisi koordinat *bounding-box* (Chang, 2022). Berikut disajikan struktur RPN dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Struktur RPN

Sumber: Wong (2021)

*Region Proposal Network (RPN)* mengambil gambar sebagai masukan dan keluaran sekumpulan *proposal* objek berbentuk persegi panjang dan menemukan area yang berisi objek. Untuk menghasilkan *region proposal*, gambar masukan dipindai dalam *sliding window* diatas *convolutional feature map* yang diterima dari lapisan *backbone ResNet101 + FPN*. Jaringan akan mengambil masukan *spatial window*  $n \times n$  dari masukan *convolutional feature map*. Masing-masing *sliding window* memiliki fitur dimensi lebih kecil dari sebelumnya. Selanjutnya, *RPN* tidak memindai gambar secara langsung. Akan tetapi, *RPN* memindai *backbone feature map*. Hal ini memungkinkan *RPN* memanfaatkan fitur yang diekstraksi secara lebih efisien dan mencegah duplikasi komputasi. Kemudian fitur ini dimasukkan kedalam dua *fully connected layers*, yaitu *box-regression layer* dan *box-classification layer* (Ayenew, 2022).



*N* memiliki *classifier (cls)* dan *regressor (reg)* sebagaimana yang ditunjukkan pada Gambar 6. *Classifier* bertujuan menentukan kemungkinan bahwa *region proposal* berisi objek target sedangkan *regressor* bertujuan melakukan regresi

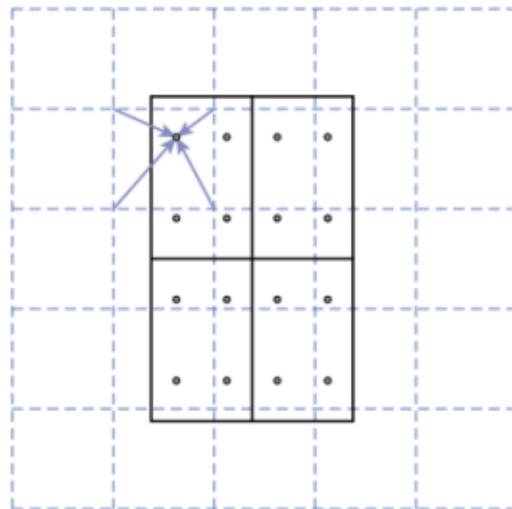
koordinat proposal (Ayenew, 2022). Kemudian dua parameter penting selanjutnya adalah skala dan aspek rasio. Aspek rasio adalah lebar gambar atau tinggi gambar sedangkan skala adalah ukuran gambar. Pada Gambar 6 ditunjukkan, jika dipilih 3 skala dan 3 aspek rasio, maka total terdapat 9 proposal per piksel. Dengan demikian nilai  $k$  dapat ditentukan, dalam hal ini  $K=9$ , dimana  $k$  adalah jumlah *anchors*. *Anchors* merupakan kotak yang tersebar di seluruh area gambar yang dipindai oleh *RPN*. *Anchors* merupakan fokus utama *sliding window*. Untuk keseluruhan gambar, jumlah *anchors* didefinisikan sebagai  $WxHxK$ , dimana  $W$  dan  $H$  masing-masing mewakili lebar dan tinggi gambar (Ayenew, 2022).

#### 2.6.4 *ROIAlign*

*Region of interest (ROI)* merupakan keluaran dari *RPN*, yang kemudian masing-masing area region akan diteruskan sebagai masukan *head* (*class*, *bbox*, dan *mask heads*). Hal ini dilakukan dengan menghitung *feature pyramid*, dimana setiap tingkat *pyramid* berisi fitur-fitur menarik dan kedalaman berbeda pada gambar. Pada setiap kedalaman *pyramid*, *ROI* akan dipilih dan diteruskan (Hansen et al., 2020). Selanjutnya, lapisan *ROIAlign* akan mengekstrak *feature map*  $7x7$  dari setiap *ROI* untuk menyatukan ukuran keluaran *RPN*, dan meningkatkan iterasi dari *ROI Pool Fast R-CNN*. Kemudian, *ROI Pool* akan mengkuantisasi melalui konvolusi *ROI* berkelanjutan dengan terlebih dahulu menghitung  $\lfloor x/16 \rfloor$  dimana  $x$  berlangsung secara kontinu sedangkan 16 merupakan langkah pada *feature map*.

Langkah selanjutnya adalah membagi *ROI* yang terkuantisasi kedalam wadah  $7x7$ , lalu menggabungkan nilai fitur menggunakan *max pooling*. Kemudian, *ROIAlign* menginterpolasi nilai 4 titik pengambilan sampel disetiap wadah *ROI* secara bilinear sebelum memasukkannya kedalam *pooling layer* (Wong, 2021). Adapun proses *ROI Align* dapat dilihat pada Gambar 7.





Gambar 7 ROIAlign

Sumber: Wong (2021)

### 2.6.5 Segmentation Mask

Pada bagian ini terdapat *mask network* yang merupakan bagian tambahan yang diperkenalkan oleh *Mask R-CNN* dengan menerapkan klasifikasi, *bounding-box regression* dan *mask segmentation* untuk setiap *ROI*. Selanjutnya, pada bagian *mask branch* terdapat sebuah *neural network* yang akan menghasilkan *mask* untuk wilayah positif yang diidentifikasi oleh *ROI classifier* (Ayenew, 2022). Pada bagian ini juga terdapat beberapa *head* (*class head*, *bounding-box head*, dan *mask head*).

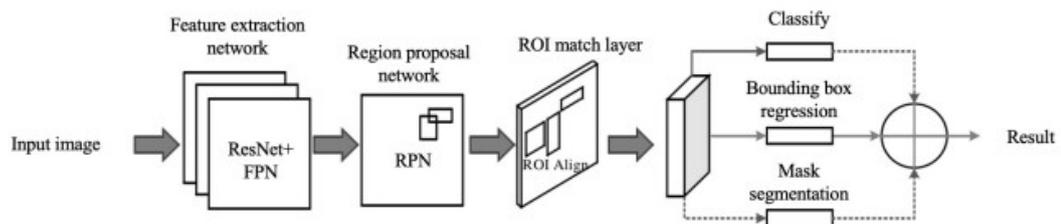
**Class head** mengambil *ROI* dari *RPN* sebagai masukan, kemudian melakukan klasifikasi pada objek tertentu dengan menghubungkannya dengan label dari satu kelas atau sekumpulan kelas (Hansen et al., 2020).

**Bounding-box head** mengambil *ROI* sebagai masukan dan berupaya menyesuaikan *bounding-box* minimum disekitar objek yang dimaksud misal orang, mobil atau yang lainnya (Hansen et al., 2020).

**Mask head** mengambil *ROI* sebagai masukan, kemudian melakukan klasifikasi pada setiap piksel di *region* masukan. Hal ini bertujuan untuk menentukan piksel mana yang termasuk dalam objek yang dimaksud dan mana yang tidak. Pada bagian ini akan menghasilkan *segmentation mask* pada piksel dari objek yang dimaksud (Hansen et al., 2020).



Andian, setelah ketiga *head* diimplementasikan, model akan menghasilkan untuk setiap objek yang dikenali berupa label klasifikasi, *bounding-box regression*, dan *segmentation mask*. Struktur *Mask R-CNN* dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8 Struktur *Mask R-CNN* untuk *segmentation mask*

Sumber: Chang (2022)

### 2.6.6 Loss Function

*Loss function* merupakan perkiraan selisih antara hasil prediksi dengan label sebenarnya. Semakin kecil nilai *loss function* maka semakin besar akurasi dari modelnya. Pada dasarnya iterasi pembelajaran adalah proses meminimalkan nilai *loss*. Dalam *Mask R-CNN*, total *loss function* terdiri dari tiga bagian utama yaitu *classification loss*, *bounding-box regression loss*, dan *mask loss* (Chang, 2022). Secara spesifik, total *loss function* ditunjukkan dalam persamaan (1) berikut:

$$Loss = L_{cls} + L_{bbox} + L_{mask} \quad (1)$$

$L_{cls}$  mewakili nilai *loss* pada kategori. Istilah ini mengacu pada *foreground* (mengandung *noise*) dan *background* (tidak mengandung *noise*) serta keluaran bukan pada kelas yang diharapkan (Chang, 2022).

$L_{bbox}$  merepresentasikan nilai *loss* dari *bounding-box regression*. Pada dasarnya *bounding-box regression* bertujuan agar koordinat *bounding-box* yang diprediksi oleh *Mask R-CNN* mendekati nilai sebenarnya yang diberi label pada gambar masukan (Chang, 2022).

$L_{mask}$  mewakili nilai *loss* pada *mask* yang ditambahkan dalam tugas segmentasi. Selain itu, istilah ini juga mewakili rata-rata nilai *loss binary cross-entropy* yang dipilih. Nilai  $L_{mask}$  ini juga membantu *Mask R-CNN* mengklasifikasikan setiap piksel dan melakukan *instance segmentation* (Chang, 2022).



## 2.7 Metrik Evaluasi

### 2.7.1 Precision dan Recall

Chitturi (2020) menjelaskan bahwa hasil dari proses segmentasi objek yang dapat dibagi seperti berikut ini.

1. *True Positives* (TP): terjadi ketika kelas sebenarnya adalah sebuah bangunan dan prediksinya juga merupakan kelas bangunan.
2. *True Negatives* (TN): terjadi ketika kelas sebenarnya adalah *background* dan kelas yang diprediksi juga merupakan kelas *background*.
3. *False Positives* (FP): terjadi ketika kelas sebenarnya *background* dan yang diprediksi adalah kelas bangunan.
4. *False Negatives* (FN): terjadi ketika kelas sebenarnya adalah sebuah bangunan dan prediksinya adalah kelas *background*.

Selanjutnya, *precision* mengukur jumlah prediksi yang dibuat dengan benar oleh model. *Precision* menunjukkan seberapa akurat prediksi model (Ayenew, 2022). Sedangkan, *recall* mengukur seberapa baik model menemukan semua hal positif (Ayenew, 2022). Secara matematis *precision* dan *recall* dapat dilihat dalam persamaan (2) dan persamaan (3) berikut:

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

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

### 2.7.2 F1 Score

*F1 Score* menggambarkan perbandingan rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan (Anggreany, 2020). *F1 Score* merupakan rasio yang menentukan kekuatan *precision* dan *recall*. Jika nilai *F1 Score* mendekati nilai 1, artinya rasio *precision* dan *recall* semakin baik (Akbar dan Supono, 2022). Nilai *F1 Score* berkisar antara 0-1, dengan nilai *F1 Score* yang lebih tinggi atau semakin mendekati 1 menunjukkan kualitas model yang lebih baik (Kundu, 2022). Selanjutnya, *F1*

ditung sebagai rata-rata harmonik dari skor *precision* dan *recall* (Kundu, 2022). Secara matematis *F1 Score* dapat dihitung menggunakan persamaan (4)



$$F1\ Score = 2 \times \frac{(P \times R)}{(P+R)} \quad (4)$$

dimana  $P$  mewakili *precision* dan  $R$  mewakili *recall*.

