

**IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN DAN TRANSPARANSI TAJUK
DALAM METODE *FOREST HEALTH MONITORING* (FHM) JENIS
DAUN JARUM DENGAN MENGGUNAKAN VGG16**

(Skripsi)

Oleh

FLAURENSIA RIAHTA TARIGAN

NPM 1917051011



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

**IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN DAN TRANSPARANSI TAJUK
DALAM METODE *FOREST HEALTH MONITORING* (FHM) JENIS
DAUN JARUM DENGAN MENGGUNAKAN VGG16**

Oleh

FLAURENSIA RIAHTA TARIGAN

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA KOMPUTER**

Pada

**Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM METODE *FOREST HEALTH MONITORING* (FHM) JENIS DAUN JARUM DENGAN MENGGUNAKAN VGG16

Oleh

FLAURENSIA RIAHTA TARIGAN

Penggunaan kartu skala pada pengukuran parameter kondisi tajuk pohon dalam metode *Forest Health Monitoring* (FHM) masih kurang efektif. Oleh karena itu, diperlukan penggunaan teknik pencitraan digital untuk dapat mendeteksi parameter kerapatan dan transparansi tajuk pohon. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dengan kinerja model *Visual Geometry Group* (VGG16). Tajuk pohon jenis daun jarum yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Pinus merkusii*, *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, dan *Shorea javanica*. Metode dalam penelitian ini, antara lain: pengambilan citra empat jenis tajuk pohon daun jarum, *preprocessing* citra empat jenis tajuk pohon daun jarum hingga mencapai 1000 citra dari masing-masing jenis tajuk pohon daun jarum, pembagian *dataset*, pelatihan model VGG16, dan evaluasi model VGG16. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi yang dicapai dengan model VGG16 menggunakan mesin Tesla K80 untuk gambar tajuk pohon jenis daun jarum *Pinus merkusii* sebesar 90,00%, untuk jenis *Araucaria heterophylla* sebesar 92,00%, untuk jenis *Cupressus retusa* sebesar 96,00%, dan untuk jenis *Shorea javanica* adalah 99,00%. Penelitian ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan citra tajuk pohon jenis daun jarum dengan baik, meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada citra dengan pola dan bentuk yang serupa.

Kata kunci: Daun jarum, *forest health monitoring*, hutan, tajuk, VGG16

ABSTRACT

IDENTIFICATION OF CROWN DENSITY AND FOLIAGE TRANSPARENCY IN THE FOREST HEALTH MONITORING (FHM) METHOD OF NEEDLE LEAF TYPE USING VGG16

By

FLAURENSIA RIAHTA TARIGAN

The use of scale cards to measure tree crown condition parameters in the Forest Health Monitoring (FHM) method is still less effective. Therefore, it is necessary to use digital imaging techniques to detect tree crown density and transparency parameters. This research aims to determine the scale of density and transparency of the crown of coniferous trees using the performance of the Visual Geometry Group (VGG16) model. The coniferous tree crowns used in this research were *Pinus merkusii*, *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, and *Shorea javanica*. The methods in this research include: taking images of four types of needle leaf tree crowns, preprocessing images of four types of needle leaf tree crowns to reach 1000 images of each type of needle leaf tree crown, dividing the dataset, training the VGG16 model, and evaluating the VGG16 model. The results of this research show that the accuracy achieved with the VGG16 model using a Tesla K80 machine for images of *pinus merkusii* tree crowns was 90.00%, for the *Araucaria heterophylla* type it was 92.00%, for the *Cupressus retusa* type it was 96.00%, and for the *Shorea javanica* type it is 99.00%. This research shows that the model is able to classify images of coniferous tree crowns well, although there are several classification errors in images with similar patterns and shapes..

Keywords: Forest, forest health monitoring, crown, needleleaf, VGG16

Judul Skripsi

: IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN
DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM
METODE *FOREST HEALTH*
MONITORING (FHM) JENIS DAUN
JARUM DENGAN MENGGUNAKAN
VGG16

Nama Mahasiswa

: *Flaurensia Riahta Tarigan*

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1917051011

Program Studi

: S1 Ilmu Komputer

Jurusan

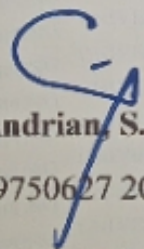
: Ilmu Komputer

Fakultas

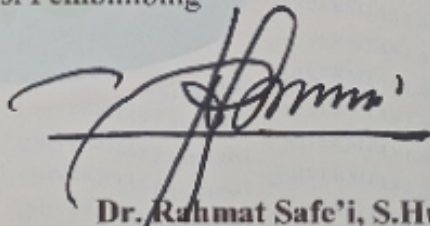
: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

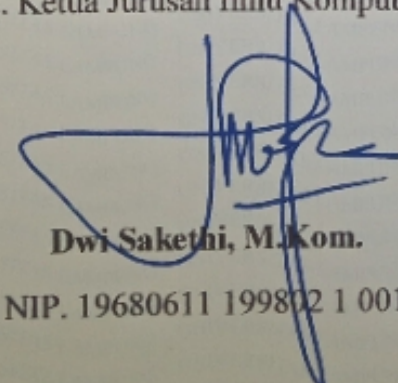
 Rico Andrian, S.Si., M.Kom

NIP. 19750627 200501 1 001

 Dr. Rahmat Safe'i, S.Hut., M.Si.

NIP. 19760123 200604 1 001

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

 Dwi Sakethi, M.Kom.

NIP. 19680611 199802 1 001

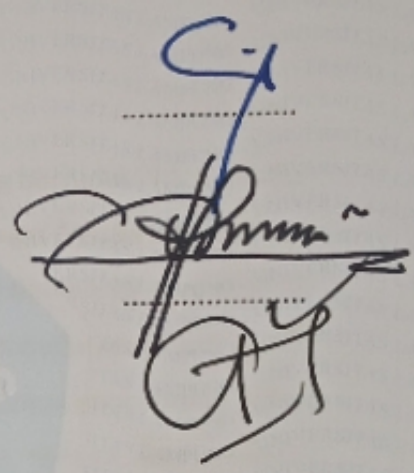
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua Penguji : Rico Andrian, S.Si., M.Kom.

Sekretaris Penguji : Dr. Rahmat Safe'i, S.Hut., M.Si.

Penguji Utama : Aristoteles, S.Si., M.Si.



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 27 Maret 2024

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Flaurensia Riahta Tarigan

NPM : 1917051011

Dengan demikian, saya menegaskan bahwa skripsi saya yang berjudul "Identifikasi Skala Kerapatan Dan Transparansi Tajuk dalam Metode *Forest Health Monitoring* (FHM) Jenis Daun Jarum dengan Menggunakan VGG16" adalah karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Skripsi ini ditulis sesuai dengan standar penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Saya siap menerima sanksi berupa pencabutan gelar akademik saya jika dalam waktu dekat terbukti bahwa tulisan ilmiah saya merupakan hasil plagiarisme dari karya orang lain.

Bandar Lampung, 31 Mei 2024



Flaurensia Riahta Tarigan

NPM. 1917051011

RIWAYAT HIDUP



Penulis lahir di Pematangsiantar, 05 Januari 2002. Penulis dilahirkan sebagai anak kedua dari empat bersaudara. Pendidikan yang telah ditempuh oleh penulis diantaranya, menyelesaikan pendidikan dasar di SD Swasta Methodist Pematangsiantar pada tahun 2013. Penulis telah menyelesaikan pendidikan menengah pertama di SMP Swasta RK Bintang Timur Pematangsiantar pada tahun 2016. Penulis juga telah melanjutkan pendidikan menengah atas di SMA Negeri 4 Pematangsiantar dan lulus pada tahun 2019. Penulis lalu melanjutkan pendidikan sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung pada tahun 2019 melalui jalur SNMPTN.

Penulis lalu turut aktif dalam mengikuti beberapa kegiatan di kampus selama menjadi mahasiswa, diantaranya:

1. Sebagai anggota bidang Kesekretariatan Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer (Himakom) periode 2020/2021.
2. Sebagai Asisten Dosen Logika Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021.

3. Sebagai Asisten Dosen Matematika Diskrit Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021.
4. Sebagai Asisten Dosen Komunikasi Data dan Jaringan Komputer Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021.
5. Sebagai anggota bidang Kelompok Kecil Persekutuan Oikumene Mahasiswa Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (POM MIPA) Unila periode 2021/2022.
6. Sebagai anggota bidang Badan Khusus (Bansus) Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer (Himakom) periode 2021/2022. Menjadi Asisten Dosen Komunikasi Data dan Jaringan Komputer Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2021/2022.
7. Melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sukorahayu, Kecamatan Labuhan Maringgai, Lampung Timur periode kedua tahun 2022.
8. Melaksanakan Kerja Praktik pada bulan Januari sampai Februari periode 2021/2022 di Unit Sinyal Telekomunikasi Dan Listrik Divisi Regional IV Tanjungkarang PT Kereta Api Indonesia (Persero).
9. Melaksanakan ujian sertifikasi dan mendapat sertifikat *Junior Web Developer* oleh Lembaga Sertifikasi Profesi Informatika pada tahun 2022.
10. Sebagai ketua bidang Kelompok Kecil Persekutuan Oikumene Mahasiswa Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (POM MIPA) Unila periode 2022/2023.

MOTTO

“Percayalah kepada Tuhan dengan segenap hatimu, dan janganlah bersandar kepada pengertianmu sendiri.”

(Amsal 3:5)

“Do the best and let God do the next”

(Penulis)

PERSEMBAHAN

Puji Tuhan

Oleh karena kasih Tuhan Yesus Kristus melalui kekuatan, sukacita dan pengharapan, ku persembahkan karya ini untuk mereka yang ku kasihi dan mengasihiku.

Teruntuk kedua orang tuaku, kakakku dan kedua adikku yang telah membawa namaku dalam setiap doanya, yang senantiasa menasihati serta menyemangatiku. Terima kasih untuk segala bentuk kasih sayang dan dukungan yang diberikan.

Teruntuk Pamanku yang telah bersama dengan Tuhan Yesus Kristus di surga, terima kasih telah mengajarkan dan menasihati aku menjadi gadis yang tegar menjalani hidup selama perkuliahan meskipun tanpa dirimu.

Teruntuk teman-teman, terima kasih untuk setiap cerita yang boleh tercipta selama perkuliahan

Almamater Tercinta,

UNIVERSITAS LAMPUNG

SANWACANA

Puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus atas penyertaanNya, skripsi yang berjudul **“Identifikasi Skala Kerapatan dan Transparansi Tajuk dalam Metode *Forest Health Monitoring* (FHM) Jenis Daun Jarum dengan Menggunakan VGG16”** dapat diselesaikan penulis dengan baik. Skripsi ini merupakan salah satu syarat dalam menyelesaikan proses perkuliahan dan mendapatkan gelar Sarjana Komputer di Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.

Terima kasih penulis ucapkan kepada semua pihak yang telah membantu dan berperan besar dalam menyusun skripsi ini, antara lain.

1. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. sebagai Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
2. Bapak Dwi Sakethi, M.Kom. sebagai Ketua Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
3. Ibu Anie Rose Irawati, M.Cs. sebagai sekretaris Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
4. Ibu Yunda Heningtias, S.Kom., M.Kom. sebagai dosen pembimbing akademik yang telah membantu penulis selama masa perkuliahan.
5. Bapak Rico Andrian, S.Si., M.Kom. sebagai pembimbing utama yang telah memberikan segala arahan, ide, motivasi, serta saran kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
6. Bapak Dr. Rahmat Safe'i, S.Hut., M.Si. sebagai pembimbing kedua yang telah memberikan arahan dan ide kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.
7. Bapak Aristoteles, S.Si., M.Si. sebagai pembahas yang telah memberikan kritik dan saran yang sangat membantu dalam perbaikan skripsi ini.

8. Ayah (Makmur Tarigan), Ibu (Sofia Herliana Marpaung, S.H.), kakak saya (Ns. Martfatilova Tarigan, S.Kep.), dan adik-adik saya (Esra Mehuli Artha Tarigan dan Aginta Septiana Tarigan) yang senantiasa memberikan doa, semangat dan dukungan baik moral maupun materil kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.
9. Alm. paman saya (A. Marpaung) yang selalu memberikan banyak dukungan doa dan material semasa hidupnya untuk kepentingan kuliah saya hingga pada nafas hidup terakhirnya.
10. Kak Rini Rita Marpaung, S.Pd., M.Pd. yang selalu memberikan banyak dukungan, doa, serta materi selama penulis menjalani perkuliahan.
11. Ibu Ade Nora Maela, Bang Zainuddin dan Mas Nofal yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
12. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pngetahuan Alam Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu bermanfaat dan pengalaman dalam hidup untuk menjadi lebih baik.
13. Ibu Eny, Pak Agus, Ibu Laviyanti, dan Kak Listiana Putri yang senantiasa membantu penulis dalam proses pengambilan data di Tahura WAR, Sumber Agung, Kemiling, Bandar Lampung.
14. Sahabat-sahabat saya sejak awal perkuliahan Christofora Diana Yuliawati, Diah Adi Sriatna, dan Melinda Sari yang senantiasa memberikan semangat, dukungan, serta doa.
15. Teman-teman satu bimbingan skripsi (Fani dan Nur Ayu) yang selalu membantu dan mendoakan dalam penyelesaian skripsi.
16. Kak Dika Almunawaroh, Sekar Ayu dan Fini Adellia Pramita yang selalu mendoakan dan menyemangati penulis dalam menyelesaikan skripsi.
17. Nenchy Tarigan dan Listra Simbolon yang selalu menyemangati dan membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi.
18. Teman-teman sepelayanan Persekutuan Oikumene Mahasiswa MIPA (POM MIPA) yang selalu mendoakan dan mendukung penulis.
19. Teman-teman Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung angkatan 2019.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna, semoga skripsi ini membawa manfaat dan keberkahan bagi semua civitas Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 31 Mei 2024

Flaurensia Riahta Tarigan
NPM. 1917051011

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR TABEL.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
I. PENDAHULUAN	12
1.1 Latar Belakang.....	12
1.2 Rumusan Masalah	15
1.3 Batasan Masalah.....	15
1.4 Tujuan Penelitian.....	16
1.5 Manfaat Penelitian.....	16
II. TINJAUAN PUSTAKA.....	17
2.1 Hutan	17
2.2 <i>Deep Learning</i>	24
2.3 VGG16	29
2.4 <i>Preprocessing</i> Data	30
2.5 <i>Hyperparameter</i>	30
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	32
III. METODE PENELITIAN.....	35
3.1 Waktu dan Tempat	35
3.2 Bahan dan Alat	36
3.3 Metode.....	37
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	42
4.1 Pengumpulan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum	42
4.2 <i>Preprocessing</i>	43
4.3 Pembagian Data.....	45

4.4	Metode Klasifikasi VGG16 dengan <i>Hyperparameter</i> Model	45
4.5	Kinerja Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum	49
4.6	Hasil Akurasi Model VGG16	52
4.7	<i>Confusion Matrix</i> Model VGG16	57
V.	KESIMPULAN DAN SARAN	74
5.1	Kesimpulan	74
5.2	Saran	74
	DAFTAR PUSTAKA	76

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Tabel 1. Nilai Metrik Utama <i>Confusion Matrix</i>	32
2. Tabel 2. Jadwal Penelitian.....	35
3. Tabel 3. <i>Hyperparameter</i> Model.....	40
4. Tabel 4. Spesifikasi Kamera pada Pengambilan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum berdasarkan kelas Kerapatan dan Transparansi Tajuk	42
5. Tabel 5. Jumlah Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum Berdasarkan Kelas Kerapatan dan Transparansi.....	43
6. Tabel 6. <i>Preprocessing</i> Data Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum berdasarkan Kelas Kerapatan dan Transparansi Tajuk	44
7. Tabel 7. <i>Confusion Matrix</i> Arsitektur VGG16 pada Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i>	57
8. Tabel 8. <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Arsitektur VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i>	59
9. Tabel 9. <i>Confusion Matrix</i> Arsitektur VGG16 pada Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Araucaria heterophylla</i>	62
10. Tabel 10. <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Arsitektur VGG16 pada Tajuk Pohon Jenis <i>Araucaria heterophylla</i>	63

11. Tabel 11. <i>Confusion matrix</i> Arsitektur VGG16 pada Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Cupressus retusa</i>	66
12. Tabel 12. <i>Precision, Recall, F1-score</i> Arsitektur VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Cupressus retusa</i>	67
13. Tabel 13. <i>Confusion Matrix</i> Arsitektur VGG16 pada Tajuk Pohon Jenis <i>Shorea javanica</i>	70
14. Tabel 14. <i>Precision, Recall, F1-Score</i> Arsitektur VGG16 pada Tajuk Pohon Jenis <i>Shorea javanica</i>	71
15. Tabel 15. Hasil Kinerja Arsitektur VGG16 terhadap Empat Macam Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum	73

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Gambar 1. Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i> (Hasil Penelitian, 2024)	19
2. Gambar 2. Tajuk Pohon Jenis Cemara Norflok (<i>Araucaria heterophylla</i>) (Hasil Penelitian, 2024)	20
3. Gambar 3. Tajuk Pohon Jenis Cemara Bundel (<i>Cupressus retusa</i>) (Hasil Penelitian, 2024)	21
4. Gambar 4. Tajuk Pohon Jenis Damar Mata Kucing (<i>Shorea javanica</i>) (Hasil Penelitian, 2024)	22
5. Gambar 5. Kartu Skala Kerapatan dan Transparansi Tajuk (Mangold, 1997).24	
6. Gambar 6. Ilustrasi Cara Pengukuran Diameter Tajuk Pada Pohon (Mangold, 1997).	24
7. Gambar 7. Perbedaan antara <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i> (Alzubaidi <i>et al.</i> , 2021).	25
8. Gambar 8. Arsitektur CNN untuk Klasifikasi Gambar (Alzubaidi <i>et al.</i> , 2021).	26
9. Gambar 9. Arsitektur VGG16 (Almryad <i>and</i> Kutucu, 2020)	29
10. Gambar 10. Alur Penelitian (Borugadda <i>et al.</i> , 2021).	37
11. Gambar 11. Pengambilan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum	38

12. Gambar 12. <i>Source Code Split</i> Data pada Model	45
13. Gambar 13. Kronologi <i>Batch-Size</i> pada Satu Macam Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum.....	47
14. Gambar 14. Kronologi Iterasi, <i>Forward Propagation</i> , dan <i>Backward Propagation</i> (Dhimas Syahfitra <i>et al.</i> , 2017).....	49
15. Gambar 15. Arsitektur VGG16 pada Daun Jarum.....	50
16. Gambar 16. RGB <i>Image</i> Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum.....	50
17. Gambar 17. Proses Kinerja Klasifikasi Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum	51
18. Gambar 18. Grafik <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i> dengan GPU Tesla K80	53
19. Gambar 19. Grafik <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Araucaria heterophylla</i> dengan GPU Tesla K80	54
20. Gambar 20. Grafik <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Cupressus retusa</i> dengan GPU Tesla K80	55
21. Gambar 21. Grafik <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Shorea javanica</i> dengan GPU Tesla K80.....	56
22. Gambar 22. Kesalahan Prediksi Model VGG16 Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i>	60
23. Gambar 23. Kemiripan Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Pinus merkusii</i> antara (a) Kerapatan 15% dan (b) Kerapatan 35%.....	61
24. Gambar 24. Kesalahan Prediksi Model VGG16 Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Araucaria heterophylla</i>	64
25. Gambar 25. Kemiripan Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Araucaria heterophylla</i> antara (a) Kerapatan 15% dan (b) Kerapatan 55%	65

26. Gambar 26. Kesalahan Prediksi Model VGG16 Tajuk Pohon Jenis <i>Cupressus retusa</i>	68
27. Gambar 27. Kemiripan Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Cupressus retusa</i> antara (a) Kerapatan 85% dan (b) Kerapatan 5%.....	69
28. Gambar 28. Kesalahan Prediksi Model VGG16 Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Shorea javanica</i>	72
29. Gambar 29. Kemiripan Citra Tajuk Pohon Jenis <i>Shorea javanica</i> antara (a) Kerapatan 95% dan (b) Kerapatan 25%.....	72

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hutan merupakan kumpulan dua atau lebih lahan yang didominasi dengan beberapa jenis pepohonan dan dikelola oleh satu organisasi untuk mencapai tujuan pemilik lahan. Hutan di Indonesia mempunyai banyak jenis hasil hutan, dan beberapa diantaranya merupakan urusan dari Kementerian Kehutanan (Puspitojati, 2011). Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR) adalah wilayah hutan yang telah ditentukan oleh otoritas publik untuk wilayah lindung, administrasinya dipisahkan membentuk lima blok, salah satunya yaitu blok tradisional (Pertiwi *et al.*, 2019). Blok tradisional merupakan salah satu tempat tumbuhnya berbagai jenis tanaman yang terletak disekitar belakang kantor UPTD KPHK Tahura WAR. Keadaan hutan di Indonesia ada yang termasuk tidak sehat. Kesehatan lahan hutan digambarkan melalui kapasitas sistem biologis hutan dalam mengatasi permasalahan makhluk hidup. Suatu lahan hutan seharusnya kokoh jika potensi hutannya tetap terjaga (Ansori *et al.*, 2020). Metode FHM (*Forest Health Monitoring*) dipakai untuk memantau kesehatan hutan dengan memperhatikan parameter seperti kerapatan tajuk, transparansi, kejadian mati pucuk, rasio tajuk hidup, dan diameter tajuk (Safe'i *et al.*, 2019).

Kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk digunakan untuk mengukur persentase cahaya matahari yang diserap dan ditahan oleh tajuk pohon (Pertiwi *et al.*, 2019). *Density* (kerapatan) dan *transparency* (transparansi) pada tajuk adalah salah satu parameter utama dalam menentukan keadaan hutan sehat, dengan *density* $\geq 55\%$, dan *transparency* 0-45%, hutan dapat dikatakan sehat (Supriyanto and Iskandar, 2019).

Biasanya, para pengamat menilai parameter tajuk ini secara manual di bawah pohon survei. Penilaian tersebut konsisten untuk mengukur persentase kerapatan dan transparansi tajuk pada berbagai jenis pohon, termasuk konifer atau kayu daun jarum. Pohon jenis ini, dengan bentuk kerucutnya yang menonjol ke arah atas, lebih banyak menahan cahaya matahari di tajuknya, sehingga kemungkinan skala kerapatan lebih besar daripada skala transparansi. Penggunaan *magic card density and transparency* sekarang ini masih kurang efektif karena hanya mengandalkan penilaian visual yang kemudian dibandingkan dengan kartu skala tersebut. Solusinya dapat ditemukan dengan menggunakan teknologi komputasi, seperti teknologi citra digital, untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pengukuran parameter ini.

Perkembangan inovasi pencitraan terkomputerisasi yang dilanjutkan dapat bekerja dengan jaminan pengukuran skala *density* dan *transparency* pohon. Tujuan dari pengurutan gambar adalah untuk melatih kemampuan manusia dalam memahami data dari gambar yang terkomputerisasi, sehingga PC dapat menyusun objek dalam gambar seperti yang dilakukan manusia (Wulandari *et al.*, 2020). Salah satu cara yang masuk akal untuk menentukan *density* dan *transparency* adalah dengan memanfaatkan teknik pembelajaran mendalam, khususnya dengan desain *Convolutional Neural Network* (CNN). Pembelajaran mendalam (*deep learning*) adalah perhitungan jaringan otak palsu yang menggunakan informasi sebagai informasi dan memutarnya melalui serangkaian lapisan yang disimpan dalam organisasi otak (Fadlia dan Kosasih, 2019). *Computer vision* merupakan jenis kecerdasan buatan yang menggunakan teknik *deep learning* untuk menganalisa data visual. *Computer vision* melakukan pengambilan citra, pemrosesan pencitraan, analisis gambar, klasifikasi gambar dan beberapa kemajuan dalam teknologi *deep learning* (Borugadda *et al.*, 2021). Jaringan saraf konvolusional (CNN) adalah jaringan *multilayer perceptron* (MLP) yang terinspirasi oleh visi hewan sebagai arsitektur dasar untuk pembelajaran mendalam. Jaringan MLP memungkinkan fitur objek gambar disimpan dan diproses di berbagai tingkatan. CNN merupakan model pembelajaran mendalam yang banyak dipakai sebagai pengklasifikasian deteksi kemiripan, dan deteksi gambar sebagai objek (Almryad dan Kutucu, 2020). CNN

memiliki banyak arsitektur yang beragam, salah satunya adalah *Visual Geometric Group* (VGG16). VGG16 merupakan salah satu arsitektur CNN yang meliputi 13 *convolutional layer* dan 3 lapisan *fully connected* sebagai bobot dengan 3 saluran RGB (*Red, Green, and Blue*) (Hasan *et al.*, 2021).

Studi sebelumnya telah mengeksplorasi penggunaan arsitektur VGG16, *MobileNet2*, dan *ResNet50* untuk mengklasifikasikan bunga. Hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur VGG16 mencapai akurasi 95,00% dalam proses pelatihan dan 91,00% dalam proses pengujian. Arsitektur *ResNet50* mencapai akurasi 97,07% dalam proses pelatihan dan 92,12% dalam proses pengujian. Arsitektur *MobileNet2* mencapai akurasi 91,88% dalam proses pelatihan dan 71,75% dalam proses pengujian. Studi tersebut menggunakan *dataset* dari *Kaggle* yang memuat 4323 data menjadi lima kelas, dengan pembagian 70% data untuk pelatihan, 20% untuk pengujian, dan 10% untuk validasi. Akurasi yang diperoleh adalah 95,00% dalam proses pelatihan dan 91,00% dalam proses pengujian (Narvekar *and* Rao, 2020). Penelitian lain mengenai penggunaan arsitektur VGG16 untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun anggur telah dilakukan. Klasifikasi ini menggunakan *dataset* yang terdiri dari 4000 data untuk 4 kelas, dengan pembagian 70% data untuk pelatihan, 20% untuk pengujian, dan 10% untuk validasi. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 99,50% pada proses pelatihan, 97,25% pada proses pengujian dengan 400 citra uji dalam *dataset*, dan 95,00% pada pengujian menggunakan 100 citra uji di luar *dataset*. (Hasan *et al.*, 2021).

Penelitian terdahulu terkait penggunaan kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk dipakai untuk menetapkan kondisi kesehatan hutan di blok koleksi tumbuhan dan satwa Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman Provinsi Lampung (Pertiwi *et al.*, 2020). Penelitian yang akan dilakukan bertujuan untuk mengembangkan penelitian sebelumnya terkait penggunaan kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk dengan salah satu algoritma teknologi citra digital berupa *Convolutional Neural Network* (CNN). Jenis tajuk yang dipakai pada penelitian ini berupa tajuk pohon jenis daun jarum dikarenakan bentuk daun pada jenis tajuk ini beragam,

sehingga pengamat kurang teliti dalam melakukan pengukuran skala kerapatan dan transparansi tajuk. Penelitian ini akan menggunakan *dataset* tajuk pohon jenis daun jarum dengan empat jenis pohon, yang mana masing-masing jenis berjumlah 1000 gambar untuk 10 kelas parameter yaitu besar skala kerapatan dan transparansi dimulai dari 5% hingga 95%. Penelitian menggunakan arsitektur VGG16 ini digunakan untuk *men-training dataset* dan juga melakukan *testing* menggunakan data *test* dari gambar tajuk pohon jenis daun jarum tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu, bagaimana menentukan skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dengan arsitektur VGG16.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah untuk penelitian ini adalah :

1. Memakai arsitektur VGG16 untuk identifikasi persentase kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum.
2. Menggunakan *dataset* citra tajuk pohon jenis daun jarum dari blok tradisional Unit Pelaksana Teknis Daerah Kesatuan Pengelolaan Hutan Konservasi (UPTD KPHK) Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR) Kemiling dan daerah Universitas Lampung (rektorat, jalur dua UPT TIK, jurusan teknik mesin, jurusan fisika dan beringin) berupa 4000 foto dari empat jenis daun jarum (*Pinus merkusii*, *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, dan *Shorea javanica*) dengan 1000 foto dari masing-masing berdasarkan 10 kelas kerapatan dan transparansi tajuk.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dengan kinerja model VGG16.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat untuk mengidentifikasi parameter FHM sebagai faktor-faktor yang mempengaruhi kesehatan hutan di wilayah Universitas Lampung dan blok tradisional Unit Pelaksana Teknis Daerah Kesatuan Pengelolaan Hutan Konservasi Tahura WAR di Kelurahan Sumber Agung, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung. Salah satu parameter FHM adalah kerapatan dan transparansi tajuk dari empat jenis pohon daun jarum.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Hutan

Pengertian lahan hutan menurut Undang-undang Republik Indonesia Nomor 5 Tahun 1967 tentang Ketentuan Pokok Kehutanan adalah suatu kumpulan lahan yang pada umumnya ditumbuhi pepohonan, yang membentuk suatu kawasan alam hidup dan habitat umumnya, serta tidak dibatasi. oleh otoritas publik. Hutan memiliki banyak manfaat dan dimanfaatkan rakyat sebagai pelengkap kebutuhan secara rutin. Hasil hutan berupa kayu, namun hutan juga menghasilkan hasil bukan kayu seperti udara bersih, kapasitas oksigen, pendukung perubahan lingkungan, wilayah kehidupan, dan menjadi kawasan hiburan hutan..

2.1.1 Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman

Berdasarkan Undang-undang Nomor 5 Tahun 1990 Taman Hutan Raya (Tahura) adalah hutan konservasi yang berfungsi sebagai kawasan pelestarian alam untuk mengoleksi tumbuhan dan satwa, baik yang alami maupun buatan, serta jenis asli atau bukan asli. Kawasan ini dimanfaatkan untuk penelitian, ilmu pengetahuan, pendidikan, budidaya, budaya, pariwisata, dan rekreasi Selain itu, Tahura berperan sebagai sistem penyangga kehidupan dengan mengatur tata air, menjaga kesuburan tanah, mencegah erosi, menjaga keseimbangan iklim mikro, dan melestarikan keanekaragaman hayati (Erwin *et al.*, 2017).

Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR) diresmikan berdasarkan SK Menteri Kehutanan dan Perkebunan Nomor 679/Kpts-II/1999 pada tanggal 1 September 1999. Kawasan ini memiliki luas 22.245,50 hektar dan terletak di Provinsi Lampung (Indriyanto, 2022). Kawasan ini dibagi menjadi beberapa blok

pengelolaan, termasuk blok koleksi tumbuhan untuk tanaman asli dan non-asli, blok perlindungan untuk melindungi tumbuhan, satwa, dan ekosistem, serta blok pemanfaatan untuk pendidikan, penelitian, dan pengelolaan hutan bersama masyarakat (Erwin *et al.*, 2017).

Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR) ialah kawasan hutan lindung yang berfungsi untuk daerah pelestarian alam yang bertujuan untuk menampung berbagai jenis flora dan fauna, baik asli atau palsu, lokal maupun non-lokal. Kemampuan Tahura mencakup penggunaan untuk penelitian, pergantian peristiwa yang logis, pendidikan sebagai bantuan untuk pembangunan, pemeliharaan sosial, industri perjalanan dan kegiatan olahraga. Tahura WAR terletak pada situasi geografi antara 105002'42.01" — 105013'42.09"E dan 05023'47.03" — 05030'34.86"S dengan luas 22,245.50 ha (Erwin *et al.*, 2017).

2.1.2 Kesehatan Hutan

Widyastuti dan Sumardi (2007) mengatakan bahwa kesehatan hutan mencakup pengkoordinasian informasi tentang lingkungan, elemen populasi dan sifat-sifat turun-temurun dari serangga tanaman dengan pertimbangan finansial, dengan tujuan menjaga agar risiko kerugian tetap berada di bawah batas kerugian.. Mempertahankan kesehatan hutan menjadi salah satu strategi untuk mencegah kerusakan pada ekosistem tersebut. Nurhamara *et al.* (2001), menjelaskan bahwa hutan dianggap sehat ketika masih mampu menjalankan fungsi utamanya, seperti fungsi produksi, lindung, dan konservasi, sebagaimana telah ditetapkan sebelumnya.

2.1.3 Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum

Tajuk pohon adalah adanya banyaknya cabang, daun, ranting, dan buah. Jarak tanam pohon mempengaruhi bentuk dan posisi tajuk. Pohon yang penyebarannya terbatas mempunyai tajuk yang kecil dan menjulang ke atas, sedangkan pohon yang pembelahannya lebar mempunyai tajuk yang lebar atau miring lebih ke samping (Borianne *et al.*, 2017). Ukuran tajuk dapat mencerminkan kekuatan pohon secara umum. Sundulan yang tebal dan lebar menunjukkan kemajuan yang cepat (Safe'i

and Tsani, 2016). Pohon jenis konifera (jarum) memiliki ciri-ciri pohon kayu lunak, selalu hijau sepanjang tahun, karena beberapa helai daunnya rontok, buahnya berlapis-lapis dan bentuk pohonnya seperti kerucut. Pada umumnya tempat penyimpanan pohon jenis konifera berbentuk bulat dan berlubang, cabangnya monopodial dan bentuk tajuknya rapat. Contoh pohon yang berjenis daun jarum adalah pohon pinus dan pohon cemara (Suranto, 2012).

2.1.3.1 *Pinus merkusii*



Gambar 1. Tajuk Pohon Jenis *Pinus merkusii* (Hasil Penelitian, 2024)

Tingkatan taksonomi tajuk pohon jenis *Pinus merkusii* sebagai berikut (Wikipedia, 2023):

Kingdom : *Plantae*

Divisi : *Coniferophyta*

Kelas : *Pinopsida*

Ordo : *Pinales*

Famili : *Pinaceae*

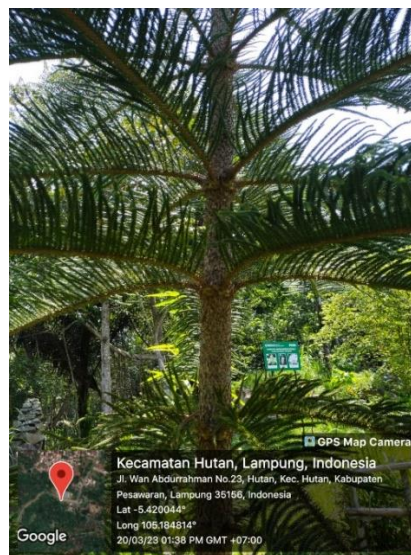
Genus : *Pinus*

Spesies : *Pinus merkusii*

Pinus merkusii memiliki batang yang tumbuh lurus, berbentuk membulat, dan umumnya tidak memiliki cabang-cabang. Daunnya berbentuk jarum dan mahkota

pohon berbentuk kerucut. Ukuran batang pinus ini berada dalam kisaran sedang hingga besar, dengan ketinggian pohon mencapai 20-40 meter dan diameter batang bisa mencapai 100 cm. Kulit luar batangnya memiliki tekstur kasar dengan warna abu-abu kecoklatan hingga coklat tua, tidak mengelupas, dan memiliki alur yang lebar serta dalam. Pohon pinus juga menghasilkan resin yang merupakan bahan baku untuk bermacam-macam produk kimia berbahaya (HHBK) (Samis *et al.*, 2023).

2.1.3.2 *Araucaria heterophylla*



Gambar 2. Tajuk Pohon Jenis Cemara Norflok (*Araucaria heterophylla*) (Hasil Penelitian, 2024)

Tingkatan taksonomi tajuk pohon jenis *Araucaria heterophylla* sebagai berikut (Wikipedia, 2024a):

Kingdom : *Plantae*

Divisi : *Coniferophyta*

Kelas : *Pinopsida*

Ordo : *Pinales*

Famili : *Araucariaceae*

Genus : *Araucaria*

Spesies : *Araucaria heterophylla*

Cemara Norflok merupakan sejenis tanaman berdaun jarum yang berasal dari Pulau Norfolk, sebuah pulau kecil di Laut Pasifik, yang pertama kali ditemukan pada tahun 1774. Secara logika disebut *Araucaria heterophylla*, tanaman ini sering disebut sebagai "bintang" pinus". Pohon digambarkan dengan cabang-cabang yang tumbuh merata, tampak seperti jarum kasar, membentuk garis vertikal tiga sisi. Tanaman ini umumnya kaya akan manfaat jika tumbuh di daerah dengan lingkungan sejuk, tingkat kelembaban tinggi, dan mendapat keterbukaan untuk mengatur cahaya matahari sepanjang hari. Cemara Norfolk juga mampu menghasilkan *pitch* yang berguna dalam pembuatan produk penyembuhan. Kayunya, bila sudah tua, berharga sebagai kayu bakar dan lebih jauh lagi sebagai bahan pembangunan bangunan. Tumbuhan ini pada tahap awal perkembangannya mempunyai cabang-cabang yang tersusun berjenjang dan ranting-ranting yang adat, bentuknya seperti daun, bentuknya seperti jarum tumpul. (Ulfa, 2019).

2.1.3.3 *Cupressus retusa*



Gambar 3. Tajuk Pohon Jenis Cemara Bundel (*Cupressus retusa*) (Hasil Penelitian, 2024)

Tingkatan taksonomi tajuk pohon jenis *Cupressus retusa* sebagai berikut (Wikipedia, 2024b):

Kingdom : *Plantae*

Divisi : *Coniferophyta*

Kelas : *Pinopsida*

Ordo : *Pinales*

Famili : *Cupressaceae*

Genus : *Cupressus*

Spesies : *Cupressus retusa*

Cupressus retusa adalah sejenis pohon jenis konifera yang selalu hijau atau semak besar, tumbuh hingga ketinggian 5-40 m. Pohon ini memiliki daun bersisik, panjang sekitar 2-6 mm, tersusun bersilangan, dan dapat bertahan selama tiga hingga lima tahun. Pohon ini mulai berkembang hingga berumur dua tahun, daunnya berbentuk seperti jarum dengan panjang sekitar 5-15 mm, dan pohon ini juga mempunyai kerucut (kuncup bunga) sepanjang 8-40 mm, dan terdiri dari empat hingga 14 skala yang disusun dalam pertandingan terbalik. Kerucut ini akan berkembang dalam waktu 18 dua tahun setelah siklus pembuahan. Bijinya kecil, panjangnya sekitar 4-7 mm, dan mempunyai dua sayap tipis, satu sayap mengikuti setiap sisi biji (Gadek, 2000).

2.1.3.4 *Shorea javanica*



Gambar 4. Tajuk Pohon Jenis Damar Mata Kucing (*Shorea javanica*) (Hasil Penelitian, 2024)

Tingkatan taksonomi tajuk pohon jenis *Shorea javanica* sebagai berikut (Wikipedia, 2024c):

Kingdom : *Plantae*

Divisi : *Magnoliophyta*

Kelas : *Magnoliopsida*

Ordo : *Theales*

Famili : *Dipterocarpaceae*

Genus : *Shorea*

Spesies : *Shorea javanica*

Shorea (meranti) dibagi menjadi empat kelompok berdasarkan warna kayu gubalnya, yakni meranti merah, meranti kuning, meranti putih, dan meranti balau. Contoh dari kelompok meranti putih adalah *Shorea javanica*. Karakteristik umum dari genus *Shorea* mencakup kelopak buah yang tumpang tindih dan lebih tebal di tengahnya, memiliki jumlah kromosom $x=7$, kulit yang bervariasi dari kelabu hingga kehitaman, dengan permukaan yang licin, berlurik, bersisik, hingga mengelupas. Daun penumpu *shorea* dapat bervariasi dari kecil hingga besar dan mungkin atau mungkin tidak memiliki domatia, sedangkan buah mereka bisa memiliki tiga sayap panjang dan dua sayap pendek, atau bahkan tanpa sayap (Randa *et al.*, 2022)

2.1.4 Penilaian Kondisi Tajuk

Penilaian kondisi tajuk dalam metode FHM (*Forest Health Monitoring*) (Safe'i *et al.*, 2021) meliputi 5 parameter, diantaranya :

1. Rasio Tajuk Hidup (*Live Crown Ratio*)

Rasio tajuk hidup adalah perbandingan panjang batang berdaun dibandingkan dengan tinggi seluruh batang pohon.

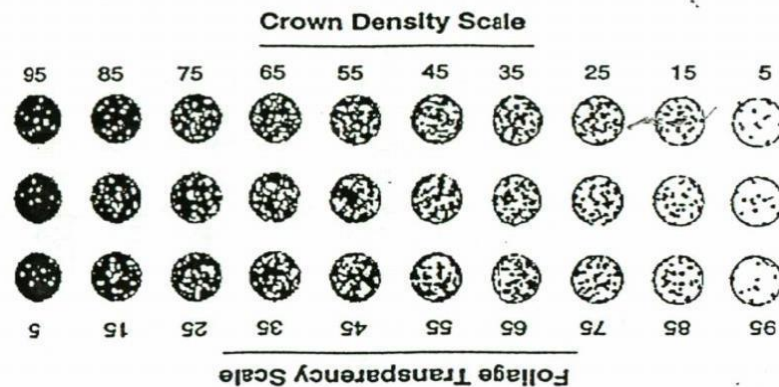
2. Kerapatan Tajuk (*Crown Density*)

Kerapatan tajuk mengarah kepada banyaknya persentase cahaya matahari yang tertahan oleh tajuk pohon sehingga tidak mencapai permukaan tanah. Kerapatan tajuk dapat diukur dengan kartu skala kerapatan tajuk.

3. Transparansi Tajuk (*Foliage Transparency*)

Transparansi tajuk berbanding terbalik dengan kerapatan. Transparansi tajuk yaitu banyaknya persentase cahaya matahari yang dapat dilewati tajuk sehingga

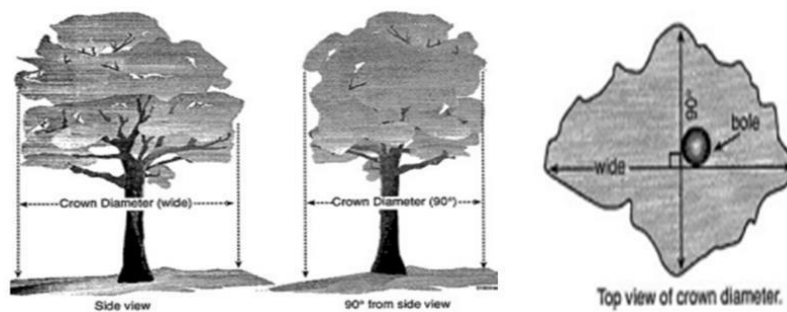
mencapai permukaan tanah. Transparansi tajuk dapat diukur menggunakan kartu skala transparansi tajuk.



Gambar 5. Kartu Skala Kerapatan dan Transparansi Tajuk (Mangold, 1997).

4. Diameter Tajuk (*Crown Diameter*)

Diameter tajuk adalah nilai rata-rata dari panjang dan lebar pengukuran pohon. Ukuran diameter tajuk ditunjukkan di bawah ini.



Gambar 6. Ilustrasi Cara Pengukuran Diameter Tajuk Pada Pohon (Mangold, 1997).

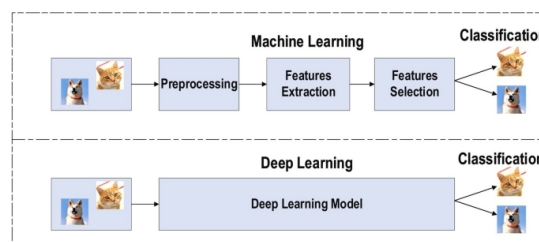
5. Mati pucuk (*Die back*)

Mati pucuk berarti banyaknya persentase kematian pada cabang pohon, dimulai dari ujung cabang sampai menuju dasar tajuk hidup.

2.2 Deep Learning

Deep Learning merupakan bagian dari pembelajaran mesin (*machine learning*). *Deep Learning* terinspirasi dari pola pemrosesan informasi yang bekerja dalam otak

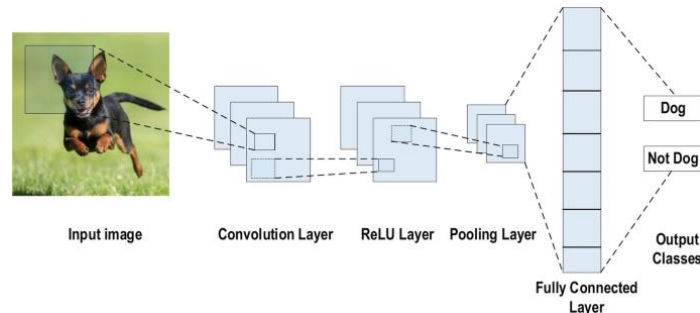
manusia, atau dalam sebutan lain *deep learning* bekerja selayaknya otak manusia ketika menangkap sebuah informasi berupa gambar, suara, gerakan, dan informasi lainnya. *Deep learning* dirancang menggunakan banyak lapisan saraf tiruan (*neural network*), yang masing-masing memberikan interpretasi yang berbeda dari data yang ada. *Deep Learning* semakin akurat dalam mengidentifikasi objek jika data yang diterima semakin banyak, dan sebaliknya. Data yang besar tersebut dilatih di dalam model *deep learning* melalui beberapa lapisan untuk mengenali, menyimpan, melakukan proses dan mengklasifikasikan input, sehingga kinerja *deep learning* kadang melebihi kinerja manusia. Data yang masuk di komputer akan langsung dipelajari oleh *deep learning*, kemudian jaringan saraf yang terdapat di dalam *deep learning* akan menemukan ciri dari data tersebut secara otomatis, kemudian data tersebut akan diproses sehingga *deep learning* dapat mengklasifikasikannya melalui algoritma yang tersusun. *Deep learning* memiliki beberapa algoritma diantaranya adalah *Recurrent Neural Network* (RNN), *Multilayer Perceptron* (MLP), *Faster R-CNN*, *Convolutional Neural Network* (CNN), YOLO, dan lain-lain. Informasi yang diterima oleh *deep learning* berupa gambar, tulisan, video maupun suara dapat dikenali dengan adanya algoritma tersebut (Alzubaidi *et al.*, 2021).



Gambar 7. Perbedaan antara *Machine Learning* dan *Deep Learning* (Alzubaidi *et al.*, 2021).

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan algoritma *deep learning* yang dikembangkan pada tahun 1988 oleh Yann LeCun untuk mengenali karakter seperti digit dan kode pos. CNN juga merupakan jaringan saraf tiruan yang mempunyai beberapa *layer* di dalamnya untuk memproses nilai *pixel* pada objek. CNN bekerja dengan menambahkan *hidden layer* yang berfungsi untuk mengidentifikasi gambar dan susunan dari jaringan saraf tersebut terhubung untuk menyatukan ciri gambar tersebut. Lapisan awal CNN mendeteksi karakteristik dasar gambar, seperti garis vertikal dan horizontal. Kemudian, input dari lapisan pertama digunakan untuk

mendeteksi karakteristik yang lebih rumit (Anton *et al.*, 2021). Ciri objek yang sulit akan terdeteksi dengan lapisan yang semakin dalam seperti warna dan bentuk yang semakin detail. Lapisan dalam CNN dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 8. Arsitektur CNN untuk Klasifikasi Gambar (Alzubaidi *et al.*, 2021).

Jaringan saraf yang tersusun dalam CNN berfungsi untuk menganalisa objek lebih akurat dan cepat dengan proses interpretasi sehingga CNN mampu menghindari kesalahan pengamatan manusia dalam mengamati objek yang masih sering didapati kekeliruan dalam pengamatan. CNN beroperasi secara otomatis dalam ekstraksi fitur objek, serta dalam proses pembentukan representasi pixel untuk menyimpan karakteristik objek tersebut. Algoritma CNN tersusun dalam dua komponen utama yaitu lapisan ekstraksi fitur dan lapisan *fully-connected* (Almryad and Kutucu, 2020).

2.2.1 Feature Extraction Layer

Layer ekstraksi fitur merupakan bagian dari suatu arsitektur yang bertanggung jawab untuk mengekstrak ciri-ciri dari *input* dan menyimpannya dalam bentuk nilai-nilai piksel dalam sebuah larik. Gambar yang dimasukkan terdiri dari nilai piksel yang disusun dalam *array* multidimensi. Ukuran *array* mungkin terlalu besar untuk diproses secara efisien, oleh karena itu *filter* digunakan untuk mengekstrak fitur utama gambar. Lapisan ekstraksi fitur menyediakan *filter* yang mengalami proses perkalian matriks dengan nilai piksel gambar masukan. Hasil perkalian matriks kemudian diolah kembali untuk menyederhanakan fitur-fitur yang diproses dalam proses klasifikasi tanpa menghilangkan fitur-fitur penting pada citra. Lapisan yang terlibat dalam proses ini biasanya adalah lapisan konvolusi dan *pooling*.

2.2.1.1 *Convolutional layer*

Lapisan konvolusi adalah lapisan yang bertugas menyederhanakan nilai pada *input* gambar, sambil secara bersamaan menyimpan ciri-ciri dari gambar tersebut melalui nilai piksel yang dihasilkan dari proses penyederhanaan ciri objek. Inputan gambar terdiri dari beberapa *pixel* yang berbentuk *array* multi dimensi. *Filter* akan memproses nilai ciri objek dengan tujuan menyederhanakannya tanpa menghilangkan informasi utama dari ciri objek tersebut. Hasil dari proses ini dalam lapisan konvolusi dikenal sebagai peta fitur atau *feature map*.

2.2.1.2 *Pooling Layer*

Pooling layer atau lapisan penyatuan bertugas sebagai pereduksi nilai karakteristik objek yang diperoleh dari hasil konvolusi. Lapisan ini berfungsi dengan tumpukan peta fitur apa pun dan mengurangi ukurannya. Pengurangan nilai ini dimaksudkan agar proses komputasi pengolahan data tidak menjadi terlalu sulit (Windiawan *et al.*, 2021). Nilai *max pooling* dan *average pooling pixel* diambil dari *feature map* yang dibuat oleh layer konvolusi oleh proses di layer ini. (Gunawan *et al.*, 2021). *Max Pooling* berarti memilih nilai maksimum dari matriks dengan ukuran tertentu (ukuran *default* adalah 2x2), sedangkan *average pooling* mengambil rata-rata semua nilai *pixel* matriks (ukuran *default* adalah 2x2) dari *pooling layer*. Nilai piksel yang ditangkap mewakili fitur utama objek, oleh karena itu informasi fitur tidak berkurang seiring dengan berkurangnya ukuran piksel gambar. *Pooling layer* bertujuan untuk memastikan bahwa fitur-fitur untuk proses klasifikasi merupakan fitur-fitur utama objek tanpa mengadopsi fitur-fitur lain yang kurang relevan dengan objek tersebut.

2.2.2 *Fully-connected Layer*

Layer fully-connected digunakan pada bagian akhir jaringan untuk memastikan bahwa semua neuron dalam lapisan tersebut sepenuhnya terhubung ke fungsi aktivasi di lapisan sebelumnya. Fungsinya melibatkan pengaktifan *feature map* 2D dan mengubahnya menjadi *feature map* 1D untuk representasi fitur dan klasifikasi kelas objek. Meskipun *feature map* yang dihasilkan dari ekstraksi fitur awal memiliki bentuk larik multidimensi, dilakukan operasi "*flatten*" atau *reshaping* untuk mengubahnya menjadi vektor agar dapat dijadikan input untuk layer *fully-*

connected. Lapisan ini melibatkan bobot, bias, dan neuron yang terhubung secara penuh. Neuron tersebut tersusun seperti suatu puzzle, memastikan bahwa setiap ciri terhubung satu sama lain sehingga dapat menghasilkan klasifikasi kelas objek.

Convolutional Neural Network (CNN) juga mempunyai *activation function* (fungsi aktivasi). *Activation function* berada pada tahapan sebelum melakukan *pooling layer* dan setelah melakukan proses konvolusi. Nilai hasil konvolusi pada tahapan ini dikenakan fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi berfungsi untuk memetakan *input* ke *output*. Nilai masukan ditentukan dengan menghitung jumlah bobot, dan nilai bias dari *input neuron*. Lapisan ini berfungsi untuk membuat perlakuan atas *neuron* apakah diaktifkan atau tidak yang mengacu pada input tertentu dengan membuat output yang sesuai. Fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam CNN diantaranya adalah:

a. *Rectified Linear Unit (ReLU) Activation*

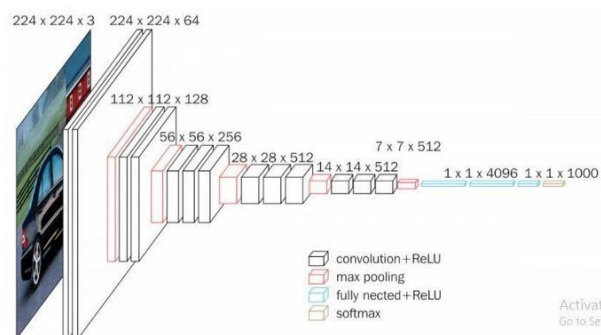
ReLU *activation* berfungsi untuk mengenalkan fungsi *non-linear* di dalam *convolutional layer*. Kemampuan pemberlakuan ReLU biasanya digunakan dalam *pooling layer* dan *convolutional layer*. Kemampuan tidak langsung di CNN memiliki keuntungan dalam mengisolasi kelas atau kualitas yang memerlukan sesuatu di luar garis lurus. Nilai buruk apa pun yang dimiliki jaringan konvolusi, ReLU akan mengubahnya menjadi 0 dan mengembalikan nilai positif itu sendiri. Proses inilah yang menjadikan ReLU lebih baik dari fungsi aktivasi yang lain. Fungsi yang digunakan dalam ReLU adalah $f(x) = \max(0, x)$.

b. *Softmax Activation*

Softmax activation berfungsi untuk mengubah vektor angka menjadi vektor probabilitas. Fungsi ini digunakan dalam proses klasifikasi dan penentuan kelas objek, di mana setiap fitur objek yang terhubung akan dijumlahkan, menghasilkan nilai probabilitas yang menentukan kelas objek tersebut. Fungsi ini juga bertanggung jawab mengubah keluaran, yang semula adalah jumlah bobot menjadi nilai kemungkinan. Hasil dari fungsi ini mencerminkan probabilitas kelas dari suatu objek. *Softmax* sangat sesuai digunakan dalam konteks klasifikasi yang melibatkan banyak kelas, biasanya lebih dari dua kelas...

2.3 VGG16

VGG-16 (*Visual Geometric Group*) adalah model jaringan saraf yang *convolutional neural network* yang diusulkan oleh K.Simonyan dan A.Zisserman dari *Oxford University* pada tahun 2014, model ini mencapai 92,7% akurasi tes top-5 di *ImageNet*, yang merupakan kumpulan data lebih dari 14 juta gambar dengan 1000 kelas. VGG16 merupakan salah satu jenis CNN (*Convolutional Neural Network*) yang dianggap sebagai salah satu model *computer vision* terbaik hingga saat ini. Pembuat model ini mengevaluasi jaringan dan meningkatkan kedalaman menggunakan arsitektur dengan *filter* konvolusi yang sangat kecil (3×3), sehingga setiap *filter* dapat mengekstraksi informasi yang berbeda-beda pada objek. VGG16 juga menggunakan konsep *deeper layer*. *Layer* yang semakin banyak maka akurasi juga akan semakin baik (Setiawan, 2020).



Gambar 9. Arsitektur VGG16 (Almryad and Kutucu, 2020).

Lapisan VGG16 memiliki 13 *convolutional layer* dan 3 *fully-connected layer*. Ukuran gambar input *default* VGG 16 adalah 224×224 *pixel*. Lapisan *convolutional* di VGG-16 adalah semua lapisan *convolutional* 3×3 dengan ukuran *stride* 1 dan bantalan yang sama, dan lapisan *pooling* 2×2 dengan ukuran *stride* 2. *Convolutional layer* pertama memiliki 64 jumlah *filter*, *Convolutional layer* ke-2 memiliki 128 *filter*, *Convolutional layer* ke-3 memiliki 256 *filter*, *Convolutional layer* ke-4 dan ke-5 memiliki 512 *filter*. Tiga lapisan *Fully-Connected* (FC) mengikuti tumpukan lapisan konvolusi yaitu dua yang pertama masing-masing memiliki 4096 saluran, yang ketiga melakukan klasifikasi ILSVRC 1000 arah dan dengan demikian berisi 1000 saluran (satu untuk setiap kelas).

2.4 *Preprocessing Data*

Preprocessing adalah tahap pengolahan data atau citra asli sebelum data atau citra tersebut diolah oleh algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Tujuan *preprocessing* data gambar adalah untuk memastikan bahwa data tersebut sesuai dengan format dan kualitas yang dibutuhkan oleh model, serta untuk meningkatkan kemampuan model dalam memahami pola visual dalam gambar. (Fasounaki *et al.*, 2021). Beberapa tahapan *preprocessing* data dalam CNN:

2.4.1 *Resizing gambar*

Resize gambar berarti mengubah ukuran gambar menjadi ukuran yang lebih kecil agar mempermudah pemrosesan model dan mengurangi beban komputasi. Gambar biasanya diubah menjadi ukuran yang sama, seperti 224x224 atau 128x128 piksel, tergantung pada kebutuhan model (Sanjaya & Ayub, 2020).

2.4.2 *Augmentasi data*

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk membuat variasi tambahan dalam data pelatihan dengan memodifikasi gambar-gambar tersebut. Augmentasi data dapat mencakup rotasi, pergeseran, pembalikan horizontal/vertikal, *zoom*, atau perubahan warna. Augmentasi data membantu model memahami pola yang lebih beragam dalam data. Langkah ini dapat mendukung penelitian yang melibatkan *dataset* yang terbatas untuk mencegah terjadinya *overfitting* atau *underfitting*. Proses augmentasi dapat membantu kinerja model dalam tugas klasifikasi gambar dapat ditingkatkan. (MINARNO *et al.*, 2021).

2.5 *Hyperparameter*

Hyperparameter adalah jenis pengaturan pada model CNN sebelum melakukan proses *training*. Nilai *hyperparameter* tidak dapat muncul otomatis dalam model,

melainkan didefinisikan secara manual, oleh karena itu *hyperparameter* berbeda dengan parameter (Afaq and Rao, 2020). Parameter muncul secara otomatis pada proses *training*, sehingga tidak dapat ditentukan sendiri nilainya. *Hyperparameter* yang ditentukan selama proses *training* akan menghasilkan nilai *parameter* yang dapat melakukan prediksi data dengan baik. *Hyperparameter* yang sering digunakan dalam model CNN, diantaranya *epoch*, *batch-size*, *optimizer*, dan *learning-rate* (Rochmawati et al., 2021).

2.5.1 Epoch

Epoch adalah jumlah iterasi yang menentukan seberapa sering proses pelatihan dilakukan. Setiap kali model berhasil melalui seluruh data pelatihan disebut sebagai satu *epoch*.

2.5.2 Batch-size

Batch-size adalah jumlah sampel yang diambil dari data pelatihan untuk membentuk beberapa *batch*. Setiap *batch* digunakan untuk satu iterasi proses. Iterasi merujuk pada pembacaan data dari awal hingga akhir.

2.5.3 Optimizer Adam

Adam optimizer adalah salah satu optimizer yang efektif dalam *Convolutional Neural Network* karena membutuhkan sedikit parameter dan mampu melatih data dengan cepat.

2.5.4 Learning-rate

Learning-rate berperan dalam menghitung nilai koreksi terhadap bobot selama proses pelatihan. *Hyperparameter* ini menentukan seberapa cepat atau lambat algoritma mencapai model yang optimal

2.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix berperan dalam menampilkan hasil prediksi dari proses klasifikasi objek. Perhitungan matriks konfusi memberikan informasi tentang sejauh mana model menghasilkan kesalahan dan seberapa akurat model tersebut dalam mengklasifikasikan kelas objek. Jumlah prediksi yang benar dan salah diperkirakan dalam matriks konfusi setiap kelas, yang meliputi akurasi, skor f1, presisi, dan *recall*. Matriks konfusi dilengkapi dengan empat kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual yang disusun dalam satu tabel, yaitu *True Negative* (TN), *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Maxwell et al., 2021).

Tabel 1. Nilai Metrik Utama *Confusion Matrix*

		Nilai Sebenarnya	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Nilai Prediksi	1 (Positive)	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	0 (Negative)	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Keterangan :

- *True Positive* : mengacu pada jumlah kasus yang secara benar diklasifikasikan sebagai positif oleh model.
- *False Positive* : mengacu pada jumlah kasus yang secara salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model.
- *True Negative* : mengacu pada jumlah kasus yang secara benar diklasifikasikan sebagai negatif oleh model
- *False Negative* : mengacu pada jumlah kasus yang secara salah diklasifikasikan sebagai negatif oleh model

Perhitungan yang dipakai dalam *confusion matrix* adalah sebagai berikut:

- *F1-Score*

F1-score adalah ukuran yang berguna karena memberikan keseimbangan antara presisi dan recall. Hal ini bermanfaat terutama ketika kelas positif dan negatif tidak seimbang dalam data (yaitu, ketika ada lebih sedikit instance dari satu kelas daripada yang lain). Sebuah *F1-score* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall, sedangkan *F1-score* yang rendah menunjukkan bahwa model mungkin memiliki kinerja yang buruk dalam salah satu atau kedua aspek tersebut (Iwata *et al.*, 2022).

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

- *Accuracy*

Akurasi adalah nilai yang menggambarkan apa yang dilakukan model ketika mengklasifikasikan kelas objek. Akurasi juga diartikan sebagai derajat kedekatan antara nilai prediksi dan nilai aktual. Penghitungannya dilakukan dengan menambahkan metrik prediktif yang benar dan membaginya dengan probabilitas keseluruhan (Iwata *et al.*, 2022)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- *Recall*

Recall mengukur seberapa banyak dari instance yang benar-benar positif yang diklasifikasikan sebagai positif oleh model. *Recall* dinyatakan sebagai *rasio true positive* (TP) dibagi dengan total nilai sebenarnya positif. (Iwata *et al.*, 2022).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- *Precision*

Presisi mengukur seberapa banyak dari *instance* yang diklasifikasikan sebagai positif oleh model yang benar-benar positif. Presisi dinyatakan sebagai *rasio true positive* (TP) dibagi dengan total prediksi positif (Iwata *et al.*, 2022).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

Waktu dan tempat penelitian ini adalah sebagai berikut :

3.1.1 Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan dari Maret sampai dengan September tahun ajaran 2022/2023. Waktu penelitian dijelaskan dengan tabel *ganchartt* dibawah ini.

Tabel 2. Jadwal Penelitian

[illegible]

3.1.2 Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di gedung Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Laboratorium Rekayasa Perangkat Lunak (Lab RPL) FMIPA, daerah Universitas Lampung (sekitaran rektorat, daerah jalur dua sekitar UPT TIK, jurusan teknik mesin, beringin, dan jurusan fisika), gedung PSMK (Program Studi Magister Kehutanan), dan blok tradisional Unit Pelaksana Teknis Daerah Kesatuan Pengelolaan Hutan Konservasi (UPTD KPHK) Tahura WAR Kelurahan Sumber Agung, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung, Lampung.

3.2 Bahan dan Alat

Beberapa bahan dan alat yang dipakai dalam penelitian ini diantaranya:

3.2.1 Bahan Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan kumpulan data berupa gambar tajuk pohon jenis daun jarum. Terdapat empat variasi jenis pohon dengan daun jarum yang digunakan, di mana setiap variasi terdiri dari seribu gambar, masing-masing dibagi menjadi sepuluh kategori berbeda untuk kerapatan dan transparansi, dengan setiap kategori mengandung seratus gambar. Data dikumpulkan dari blok tradisional Unit Pelaksana Teknis Daerah Kesatuan Pengelolaan Hutan Konservasi (UPTD KPHK) Taman Hutan Raya (Tahura) Wan Abdul Rachman (WAR) yang berlokasi di belakang kantor Tahura WAR di Kelurahan Sumber Agung, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung, serta daerah sekitar Unila, termasuk di sekitar rektorat, jalur dua dekat UPT TIK, jurusan teknik mesin, dan jurusan fisika.

3.2.2 Alat Penelitian

Peralatan yang dipakai untuk penelitian ini adalah:

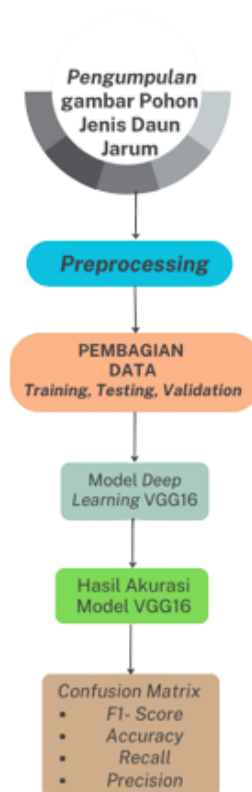
3.2.2.1 Perangkat Lunak

Perangkat lunak (*software*) yang dipakai sebagai pendukung dalam proses identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum adalah sistem operasi *Windows 10 Pro Home Single 64-bit*, *text editor google colab* dan *jupyter notebook*, penyimpanan data (*google drive*), penanda lokasi pada peta (*avenza maps*, pencari *detail* ciri pohon daun jarum (*search by image*), serta penampil rincian lokasi, waktu dan tempat pengambilan data (*gps map camera*).

3.2.2.2 Perangkat Keras

Komputer Tesla K80, kamera Canon Eos 250D, HP Vivo Y51A RAM 8 GB, dan Laptop Acer TravelMate P633-M dengan spesifikasi RAM 4.00 GB, *hardisk* 500 GB, dan *processor Intel®Core™ i5-3230m CPU 2.0GHz* sebagai peralatan perangkat keras penelitian untuk proses identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum.

3.3 Metode



Gambar 10. Alur Penelitian (Borugadda *et al.*, 2021).

Gambar 10 menunjukkan metode tahapan penelitian, yang dijelaskan sebagai berikut.:

3.3.1 Pengumpulan citra tajuk pohon jenis daun jarum

Proses ini dimulai dengan mengumpulkan citra-citra tajuk pohon jenis daun jarum, sebagai materi dasar untuk penelitian. Citra-citra ini dikumpulkan dari blok tradisional Unit Pelaksana Teknis Daerah Kesatuan Pengelolaan Hutan Konservasi (UPTD KPHK) Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR), Kelurahan Sumber Agung, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung dan Universitas Lampung. Terdapat empat macam tajuk pohon jenis daun jarum yang terhimpun, yaitu *Araucaria heterophylla*, *Pinus merkusii*, *Cupressus retusa*, dan *Shorea javanica*. Citra-citra tajuk pohon jenis daun jarum yang terkumpul akan digunakan untuk memperkaya sepuluh kategori kerapatan dan transparansi, berdasarkan skala kartu kerapatan dan transparansi tajuk. Proses pengambilan citra tajuk pohon jenis daun jarum dapat dilihat dalam gambar 11.



(a)



(b)



(c)



(d)

Gambar 11. Pengambilan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum

Gambar 11a menunjukkan pengambilan citra tajuk pohon jenis *Cupressus retusa*. Gambar 11b menunjukkan pengambilan citra citra tajuk pohon jenis *Shorea javanica*. Gambar 11c menunjukkan pengambilan citra citra tajuk pohon jenis *Araucaria heterophylla*. Gambar 11d menunjukkan pengambilan citra tajuk pohon jenis *Pinus merkusii*.

3.3.2 Preprocessing

Citra tajuk pohon jenis daun jarum yang telah didapatkan kemudian dipisahkan berdasarkan kelas kerapatan dan transparansi. *Dataset* tajuk pohon jenis daun jarum yang telah dilabelkan kelasnya, kemudian dikecilkan dan disamakan ukuran pikselnya menjadi 224x224. *Dataset* citra tajuk pohon jenis daun jarum diperbanyak dengan menggunakan augmentasi, sehingga setiap kelas berjumlah 100 citra. *Dataset* pohon nantinya berjumlah 4000 citra tajuk pohon dengan 4 jenis daun jarum, yang mana tiap jenis terdiri dari 100 citra pada masing-masing 10 kelas skala kerapatan dan trasparansi tajuk. Gambar tajuk pohon jenis konifera disimpan di *Google Drive* untuk memudahkan penggunaan informasi menggunakan *Google Colab*. Gambar pohon itu juga disimpan di PC Tesla. Setiap gambar jenis pohon disimpan ke dalam amplop alternatif sesuai dengan nama masing-masing kelas. Mesin akan membaca kumpulan data di awal siklus, kemudian memprosesnya ke dalam kelas-kelas yang dicatat di setiap folder.

3.3.3 Pembagian dataset

Data dibagi menjadi tiga komponen utama: pelatihan, validasi, dan pengujian.

- *Data Training*

Data pelatihan diperlukan untuk bagian dasar dalam proses pelatihan model. Ketentuan data pelatihan yang akan dipakai sebanyak 70% dari keseluruhan citra.

- *Data Validation*

Validasi data diperlukan untuk mendukung proses pelatihan model dengan menggunakan data *training*. Saat melatih model VGG16, proses tersebut juga memerlukan validasi untuk memastikan kesesuaian data yang dibaca oleh model. Penelitian ini menggunakan data validasi sebesar 10% dari seluruh *dataset* citra.

- *Data Testing*

Data uji dipakai untuk menguji *dataset* pada model yang telah dilatih sebelumnya. Data uji yang akan digunakan dalam penelitian ini sebanyak 20% dari jumlah keseluruhan data citra.

3.3.4 Model Deep Learning VGG16

Model VGG16 digunakan untuk melatih *dataset* pada penelitian ini. Proses pelatihan model menggunakan *text editor Google Colab* dan *Jupyter Notebook* dengan konfigurasi 4 *hyperparameter*, diantaranya *epoch*, *batch-size*, *optimizer*, dan *learning-rate*. *Hyperparameter* tersebut menjadi faktor penentu keberhasilan model dalam proses pelatihan dan pengujian data. *Hyperparameter* ini dapat ditetapkan menggunakan metode tertentu, seperti *EarlyStopping* untuk menentukan jumlah *epoch*, dan *ReduceLROnPlateau* untuk menyesuaikan learning rate. Berikut adalah nilai *hyperparameter* yang diterapkan::

Tabel 3. *Hyperparameter Model*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Jenis/Nilai</i>
<i>Epoch</i>	10
<i>Batch-size</i>	32
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning-rate</i>	0,001

3.3.5 Akurasi Pelatihan Model VGG16

Akurasi dalam pelatihan model menunjukkan seberapa efektif model dapat menemukan dan menerapkan pola yang ada dalam data latih. Tingkat akurasi yang tinggi seringkali menunjukkan bahwa model telah memahami dengan baik data yang digunakan dalam proses pelatihan, tetapi penting untuk diingat bahwa tingkat akurasi tersebut tidak selalu menunjukkan kemampuan model dalam menangani data yang belum pernah ditemui sebelumnya.

3.3.6 *Confusion Matrix*

Ketika model dilatih terhadap data *training* dan validasi, *confusion matrix* diperoleh. Pengujian model akan menunjukkan keberhasilan model yang telah dilatih sebelumnya dengan menggunakan data *testing*. Hasil dari pelatihan model dapat dianalisis dengan menggunakan *confusion matrix* untuk menentukan besar keakuratan, skor F1, recall, dan ketepatan (presisi).

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah model *Visual Geometry Group* (VGG16) berhasil dalam menentukan skala kerapatan dan transparansi tajuk untuk empat macam tajuk pohon jenis daun jarum. Nilai Akurasi yang dicapai oleh model VGG16 menggunakan mesin Tesla K80 adalah 90,00% untuk citra tajuk pohon jenis *Pinus merkusii*, 92,00% untuk citra tajuk pohon jenis *Araucaria heterophylla*, 96,00% untuk citra tajuk pohon jenis *Cupressus retusa*, dan 99,00% untuk citra tajuk pohon jenis *Shorea javanica*. Penelitian ini menunjukkan bahwa model tersebut mampu mengklasifikasikan citra tajuk pohon jenis daun jarum dengan baik, meskipun terdapat beberapa misklasifikasi pada citra dengan pola dan bentuk yang hampir sama.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Menambahkan jenis pohon daun jarum lainnya dan jumlah variasi citra masing-masing kelas kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum untuk meningkatkan keberagaman data dan keakuratan model.
2. Menggunakan ragam arsitektur CNN lainnya seperti *MobileNet*, *ResNet-50*, *Inception*, *YOLOV5*, dan lainnya untuk dapat membandingkan hasil akurasi dengan arsitektur lainnya agar mendapatkan hasil yang optimal.

3. Mengembangkan penelitian ini menjadi bentuk aplikasi seperti *website* maupun aplikasi *mobile* untuk mempermudah *user* dalam pengklasifikasian kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum.

DAFTAR PUSTAKA

- Afaq, S., & Rao, S. (2020). Significance Of Epochs On Training A Neural Network. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 9(06), 485–488. www.ijstr.org
- Almryad, A. S., & Kutucu, H. (2020). Automatic identification for field butterflies by convolutional neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(1), 189–195. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.01.006>
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. In *Journal of Big Data* (Vol. 8, Issue 1). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- Ansori, D. P., Safe'i, R., & Kaskoyo, H. (2020). Penilaian Indikator Kesehatan Hutan Rakyat pada Beberapa Pola Tanam (Studi Kasus di Desa Buana Sakti, Kecamatan Batang Hari, Kabupaten Lampung Timur). In *Perennial* (Vol. 16, Issue 1, pp. 1–6). <https://core.ac.uk/download/pdf/326775382.pdf>
- Anton, A., Nissa, N. F., Janiati, A., Cahya, N., & Astuti, P. (2021). Application of Deep Learning Using Convolutional Neural Network (CNN) Method For Women's Skin Classification. *Scientific Journal of Informatics*, 8(1), 144–153. <https://doi.org/10.15294/sji.v8i1.26888>
- Borianne, P., Subsol, G., & Caraglio, Y. (2017). Automated efficient computation of crown transparency from tree silhouette images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 133, 108–118. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.12.011>
- Borugadda, P., Lakshmi, R., & Govindu, S. (2021). Classification of Cotton Leaf Diseases Using AlexNet and Machine Learning Models. *Current Journal of Applied Science and Technology*, 40(38), 29–37. <https://doi.org/10.9734/cjast/2021/v40i3831588>

- Dhimas Syahfitra, F., Syahputra, R., & Trinanda Putra, K. (2017). Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network as a Forecasting System of Power Transformer Peak Load at Bumiayu Substation. *Journal of Electrical Technology UMY*, 1(3), 118–125. <https://doi.org/10.18196/jet.1316>
- Erwin, E., Bintoro, A., & Rusita, R. (2017). Vegetation Diversity in Utilization Block, Integrated Conservation Education Forest, Wan Abdul Rachman Great Forest Park, Lampung Province. *Jurnal Sylva Lestari*, 5(3), 1. <https://doi.org/10.23960/jsl351-11>
- Fadlia, N., & Kosasih, R. (2019). Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn). *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 24(3), 207–215. <https://doi.org/10.35760/tr.2019.v24i3.2397>
- Fasounaki, M., Yüce, E. B., Öncül, S., & Ince, G. (2021). CNN-based Text-independent Automatic Speaker Identification Using Short Utterances. *Proceedings - 6th International Conference on Computer Science and Engineering, UBMK 2021*, 01, 413–418. <https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9559031>
- Gadek, P. (2000). *Relationships within Cupressaceae Ssensu Lato : A Combined Morphological and. July*. <https://doi.org/10.2307/2657004>
- Gunawan, R. J., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis Convolutional Neural Network Dengan Model Arsitektur VGG16. *Engineering*, 8(5), 6442–6454.
- Hasan, M. A., Riyanto, Y., & Riana, D. (2021). Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 9(4), 218–223. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14013>
- Indriyanto. (2022). Composition, domination, and similarity level of stand among farmers' cultivated blocks at Wan Abdul Rachman Grand Forest Park. *Jurnal Penelitian Kehutanan Wallacea*, 11(2), 139–151. <https://doi.org/10.18330/jwallacea.2022.vol11iss2pp139-151>
- Iwata, H., Hayashi, Y., Hasegawa, A., Terayama, K., & Okuno, Y. (2022). Classification of scanning electron microscope images of pharmaceutical excipients using deep convolutional neural networks with transfer learning. *International Journal of Pharmaceutics: X*, 4(August), 100135. <https://doi.org/10.1016/j.ijpx.2022.100135>
- Maxwell, A. E., Warner, T. A., & Guillén, L. A. (2021). Accuracy assessment in convolutional neural network-based deep learning remote sensing studies—part 2: Recommendations and best practices. *Remote Sensing*, 13(13). <https://doi.org/10.3390/rs13132591>

- Minarno, A. E., Mandiri, M. H. C., & Alfarizy, M. R. (2021). Klasifikasi COVID-19 menggunakan Filter Gabor dan CNN dengan Hyperparameter Tuning. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 9(3), 493. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v9i3.493>
- Narvekar, C., & Rao, M. (2020). Flower classification using CNN and transfer learning in CNN-Agriculture Perspective. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2020*, 660–664. <https://doi.org/10.1109/ICISS49785.2020.9316030>
- Pertiwi, D., Safe'i, R., & Kaskoyo, H. (2020). Kesehatan Hutan Di Blok Koleksi Tumbuhan Dan/Atau Satwa Tahura Wan Abdul Rachman Provinsi Lampung. *Jurnal Hutan Tropis*, 8(3), 251. <https://doi.org/10.20527/jht.v8i3.9623>
- Pertiwi, D., Safe, R., & Kaskoyo, H. (2019). Identifikasi Kondisi Kerusakan Pohon Menggunakan Metode Forest Health Monitoring di Tahura WAR Provinsi Lampung Identification of Tree Damage Condition Using the Forest Health Monitoring Method at Tahura WAR Lampung Province. *Jurnal Perennial*, 15(1), 1–7. <http://journal.unhas.ac.id/index.php/perennial>
- Puspitojati, T. (2011). Persoalan Definisi Hutan Dan Hasil Hutan Dalam Hubungannya Dengan Pengembangan Hhbk Melalui Hutan Tanaman. *Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan*, 8(3), 210–227. <https://doi.org/10.20886/jakk.2011.8.3.210-227>
- Randa, R. A., manurung, T. F., & Artuti, H. (2022). Identifikasi Morfologi Jenis Pohon Tengkawang (*Shorea Spp.*) di Desa Mamek. *Jurnal Lingkungan Hutan Tropis*, 1(1), 53–58.
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtijas, H. P. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2021). Analisa Learning Rate dan Batch Size pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep Learning dengan Optimizer Adam. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 5(2), 44–48. <https://doi.org/10.26740/jieet.v5n2.p44-48>
- Safe'i, R., Darmawan, A., Kaskoyo, H., & Rezinda, C. F. G. (2021). Analysis of Changes in Forest Health Status Values in Conservation Forest (Case Study: Plant and Animal Collection Blocks in Wan Abdul Rachman Forest Park (Tahura WAR)). *Journal of Physics: Conference Series*, 1842(1), 0–11. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1842/1/012049>
- Safe'i, R., & Tsani, M. K. (2016). *Kesehatan Hutan; Penilaian Kesehatan Hutan Menggunakan Teknik Forest Health Monitoring*.
- Safe'i, R., Wulandari, C., & Kaskoyo, H. (2019). Forest Health Assessment of Various Forest Types in Lampung Province (in Bahasa : Penilaian Kesehatan Hutan pada Berbagai Tipe Hutan di Provinsi Lampung). *Jurnal Sylva Lestari*, 7(1), 95–109.

- Samis, Y., Arlita, T., & Dahlan, D. (2023). Potensi Produksi Getah Pinus (*Pinus merkusii*) Pada Kelas Diameter Batang berbeda Menggunakan Sistem Koakan. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 8(1), 665–672. <https://doi.org/10.17969/jimfp.v8i1.23318>
- Sanjaya, J., & Ayub, M. (2020). Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2), 311–323. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i2.2688>
- Setiawan, W. (2020). Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus. *Jurnal Simantec*, 7(2), 48–53. <https://doi.org/10.21107/simantec.v7i2.6551>
- Supriyanto, & Iskandar, T. (2019). Penilaian Kesehatan Kebun Benih Semai Pinus Merkusii Dengan Metode FHM (Forest Health Monitoring) di KPH Sumedang Health Assessment for Seedling Seed Orchard of Pinus merkusii Using FHM (Forest Health Monitoring) Method in KPH Sumedang. *Journal of Tropical Silviculture*, 9(2), 99–108. <https://doi.org/10.29244/j-siltrop.9.2.99-108>
- Suranto, Y. (2012). Aspek kualitas kayu dalam konservasi dan pemugaran cagar budaya berbahan kayu. *Konservasi Cagar Budaya Borobudur*, 6(1), 87–93.
- Ulfa, S. W. (2019). Inventarisasi Keanekaragaman Tumbuhan Tingkat Tinggi di Kecamatan Medan Amplas Kota Medan Propinsi Sumatera Utara. *Best Journal (Biology Education, Sains and Technology)*, 2(1), 15–20. <https://doi.org/10.30743/best.v2i1.1771>
- Wikipedia. (2023). *Pinus merkusii*. Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Pinus_merkusii
- Wikipedia. (2024a). *Araucaria heterophylla*. Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Araucaria_heterophylla
- Wikipedia. (2024b). *Cupressus retusa*. Wikipedia. <https://en.wikipedia.org/wiki/Cupressaceae>
- Wikipedia. (2024c). *Damar Mata Kucing*. Wikipedia. https://id.wikipedia.org/wiki/Damar_mata-kucing
- Windiawan, R., Suharso, A., & Artikel, S. (2021). Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16. *Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Teknik Informatika*, 13(2), 9–16. <https://doi.org/10.35891/explorit>
- Wulandari, I., Yasin, H., & Widiari, T. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn). *Jurnal Gaussian*, 9(3), 273–282. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27416>