

**KINERJA ALEXNET UNTUK IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN  
DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM METODE *FOREST HEALTH  
MONITORING (FHM)* JENIS DAUN JARUM**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**DIAH ADI SRIATNA  
1917051009**



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

**KINERJA ALEXNET UNTUK IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN  
DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM METODE *FOREST HEALTH  
MONITORING (FHM)* JENIS DAUN JARUM**

**Oleh**

**DIAH ADI SRIATNA**

**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

### **KINERJA ALEXNET UNTUK IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM METODE FOREST HEALTH MONITORING (FHM) JENIS DAUN JARUM**

**Oleh**

**DIAH ADI SRIATNA**

Penggunaan teknologi citra digital dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) yaitu arsitektur *AlexNet* dapat mengidentifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dalam metode *Forest Health Monitoring* (FHM). Karena selama ini pengukuran skala kerapatan dan transparasi tajuk pohon jenis daun jarum dalam metode FHM dilaksanakan secara manual menggunakan *magic card*. Tujuan dari penelitian ini adalah mengukur kinerja *AlexNet* untuk mengidentifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dalam metode FHM. Jenis-jenis pohon daun jarum yang digunakan sebagai *dataset*, yaitu: *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, *Pinus merkusii*, dan *Shorea javanica*. Metode penelitian ini antara lain: pengumpulan *dataset* citra tajuk pohon jenis daun jarum, *preprocessing*, pembagian *dataset*, pelatihan model *AlexNet* dan evaluasi model *AlexNet*. Dataset yang digunakan berjumlah 1000 citra untuk setiap jenis pohon, dengan masing-masing jenis pohon terbagi ke dalam 10 kelas. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi dengan model *AlexNet* menggunakan komputer tesla k80 tajuk pohon jenis daun jarum *Araucaria heterophylla* sebesar 87.00%, *Cupressus retusa* sebesar 96.00%, *Pinus merkusii* sebesar 86.00% dan *Shorea javanica* sebesar 95.00%. Model *AlexNet* memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan citra, meskipun ada beberapa kesalahan dalam mengklasifikasikan citra yang memiliki pola dan posisi yang hampir serupa.

Kata kunci: *AlexNet*, *convolutional neural network*, daun jarum, tajuk

## ABSTRACT

### **PERFORMANCE OF ALEXNET FOR IDENTIFICATION OF CRWON DENSITY SCALE AND TRANSPARENCY IN THE FOREST HEALTH MONITORING METHOD OF NEEDLE LEAVE TYPE**

By

**Diah Adi Sriatna**

The use of digital image technology with a Convolutional Neural Network (CNN), namely the AlexNet architecture, can identify the scale of density and transparency of coniferous tree crown in the Forest Health Monitoring (FHM) method. So far, measurements of the density scale and canopy transparency of needle-leaf trees in the FHM method have been carried out manually using magic cards. The aim of this research is to measure the performance of AlexNet to identify the scale of density and transparency of coniferous tree crown in the FHM method. The types of needle leaf tree crowns used as datasets are Araucaria heterophylla, Cupressus retusa, Pinus merkusii, and Shorea javanica. This research method includes: collecting a dataset of coniferous tree crown images; preprocessing; dividing the dataset; training the AlexNet model; and evaluating the AlexNet model. The dataset used consists of 1000 images for each tree type, with each tree type divided into 10 classes. The results of this research show that the accuracy of the AlexNet model using a Tesla K80 computer is 87.00% for the crown of the needle-leaf tree Araucaria heterophylla, 96.00% for Cupressus retusa, 86.00% for Pinus merkusii, and 95.00% for Shorea javanica. The AlexNet model has good abilities in classifying images, although there are several errors in classifying images that have almost similar patterns and positions.

Kata kunci: *AlexNet, convolutional neural network, crown, needle leave*

Judul Skripsi

: **KINERJA ALEXNET UNTUK  
IDENTIFIKASI SKALA KERAPATAN  
DAN TRANSPARANSI TAJUK DALAM  
METODE FOREST HEALTH  
MONITORING (FHM) JENIS DAUN  
JARUM**

Nama Mahasiswa

: **Diah Adi Sratna**

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1917051009

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.

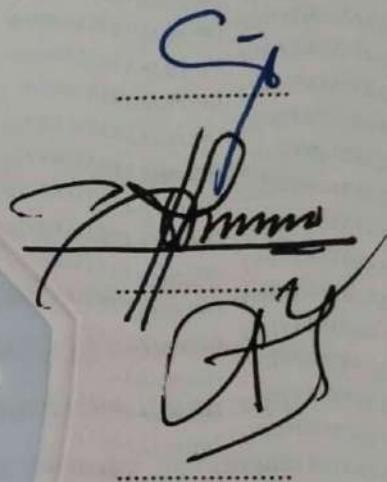
NIP. 19680611 199302 1 001

## MENGESAHKAN

### 1. Tim Penguji

Ketua Penguji

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

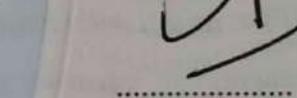


Sekretaris Penguji

: 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 : Diah Adi Sriatna

NPM : 1917051011

Menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul “Kinerja *AlexNet* untuk Identifikasi Skala Kerapatan dan Transparansi Tajuk dalam Metode *Forest Health Monitoring* (FHM) Jenis Daun Jarum” ini adalah hasil karya saya sendiri dan bukan merupakan karya orang lain. Seluruh teks yang disajikan sudah sesuai standar penulisan ilmiah Universitas Lampung. Apabila dimasa depan ditemukan bahwa tulisan ilmiah saya ternyata merupakan menyalin dari karya orang lain, saya bersedia menerima konsekuensi berupa pembatalan gelar yang sudah saya terima.

Bandar Lampung, 10 Juni 2024



Diah Adi Sriatna

NPM. 1917051009

## **RIWAYAT HIDUP**



Penulis lahir di Rejomulyo, 25 Januari 2002. Anak pertama dari dua bersaudara. Pendidikan yang telah ditempuh oleh penulis diantaranya, pendidikan dasar di SD Negeri 4 Rejomulyo tahun 2013. Penulis menyelesaikan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Kibang tahun 2016.

Pendidikan menengah atas di SMA Negeri 1 Kibang dan lulus tahun 2019. Penulis melanjutkan perjalanan pendidikannya dengan menjadi mahasiswa di Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung tahun 2019 setelah diterima dengan jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN).

Penulis secara aktif terlibat dibeberapa kegiatan kampus selama masa studinya sebagai mahasiswa, termasuk:

1. Anggota bidang Keilmuan Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer (Himakom) periode 2020/2021 dan 2021/2022.
2. Asisten Dosen Komunikasi Data dan Jaringan Komputer Jurusan Ilmu Komputer periode 2021/2022.

3. Asisten Dosen Analisis Desain dan Sistem Informasi periode 2021/2022.
4. Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sinar Semendo, Kecamatan Talang Padang, Tanggamus pada tahun 2022 periode II.
5. Kerja Praktik di Dinas Kesehatan Provinsi Lampung di Bidang Kesehatan Masyarakat Seksi Promosi dan Kesehatan Masyarakat pada Januari sampai Februari periode 2021/2022
6. Mengikuti ujian sertifikasi dan mendapat sertifikat *Junior Web Developer* oleh Lembaga Sertifikasi Profesi Informatika pada tahun 2022.
7. Anggota bidang Doa dan Pemerhati Persekutuan Oikumene Mahasiswa Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (POM MIPA) Unila periode 2022/2023.

## **MOTTO**

“Sebab Aku ini mengetahui rancangan-rancangan apa yang ada pada-Ku mengenai kamu, demikianlah firman TUHAN, yaitu rancangan damai Sejahtera dan bukan rancangan kecelakaan, untuk memberikan kepadamu hari depan yang penuh harapan.”

**(Yeremia 29:11)**

“Segala perkara dapat kutanggung di dalam Dia yang memberi kekuatan kepadaku.”

**(Filipi 4:13)**

“*You can if you think you can*”

**(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, 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 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 **“Kinerja AlexNet Untuk Identifikasi Skala Kerapatan dan Tranparansi Tajuk Dalam Metode Forest Health Monitoring (FHM) Jenis Daun Jarum”** dapat diselesaikan penulis dengan baik. Skripsi ini adalah salah satu ketentuan dalam menyelesaikan proses perkuliahan dan mendapatkan gelar Sarjana Komputer di Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua yang telah memberikan bantuan dan kontribusi yang berarti dalam proses penyusunan skripsi ini, antara lain:

1. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku 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, S.T., M.Cs., Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
4. Bapak Prof. Admi Syarif sebagai dosen Pembimbing Akademik.
5. Bapak Rico Andrian, S.Si., M.Kom. sebagai pembimbing pertama yang telah memberikan arahan, kontribusi pemikiran, semangat, serta nasihat kepada penulis, sehingga membantu 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. Bapak (Eko Adi Sanyoto), Ibu (Sri Sundari), Adik saya (Mikhe Dwi Astuti) yang senantiasa memberikan doa, semangat dan dukungan baik moral maupun materil kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.
9. Ibu Ade Nora Maela, Bang Zainuddin, Mas Nofal dan Mas Sam yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
10. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dibangku perkuliahan.
11. Ibu Eny, Pak Agus, Ibu Lavyanti, dan Kak Listiana Putri yang senantiasa membantu penulis dalam proses pengambilan data di Tahura WAR, Sumber Agung, Kemiling, Bandar Lampung.
12. Sahabat-sahabat saya sejak awal perkuliahan Flaurensia, Christofora, Melinda dan Dewi Sinta yang senantiasa memberikan semangat, dukungan, serta doa.
13. Teman-teman satu bimbingan skripsi yang selalu membantu dan mendoakan dalam penyelesaian skripsi.
14. Teman-teman sepelayanan Persekutuan Oikumene Mahasiswa MIPA (POM MIPA) yang selalu mendoakan dan mendukung penulis.
15. Teman-teman Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung angkatan 2019.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini belum mencapai tingkat kesempurnaan, namun diharapkan dapat memberikan manfaat bagi jurusan Ilmu Komputer di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 10 Juni 2024

Diah Adi Sriatna

NPM. 1917051009

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>v</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>vii</b>
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	<b>10</b>
1.1    Latar Belakang .....	10
1.2    Rumusan Masalah .....	14
1.3    Batasan Masalah.....	14
1.4    Tujuan Penelitian .....	14
1.5    Manfaat Penelitian .....	15
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>16</b>
2.1    Hutan .....	16
2.2 <i>CNN</i> .....	23
2.3 <i>AlexNet</i> .....	27
2.4 <i>Preprocessing</i> .....	28
2.5 <i>Hyperparameter</i> .....	29
2.6 <i>Confusion Matrix</i> .....	31
<b>III. METODE PENELITIAN</b> .....	<b>33</b>
3.1    Waktu dan Tempat .....	33
3.2    Bahan dan Alat .....	34
3.3    Metode Penelitian .....	35
<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>39</b>
4.1 <i>Dataset Collection</i> .....	39
4.2 <i>Preprocessing</i> .....	41
4.3    Pembagian Data.....	42
4.4    Metode Klasifikasi CNN .....	42

<b>4.5</b>	<b>Model <i>AlexNet</i> .....</b>	<b>45</b>
<b>4.6</b>	<b>Hasil Klasifikasi Model <i>AlexNet</i>.....</b>	<b>48</b>
<b>4.7</b>	<b><i>Confusion Matrix</i> Model <i>AlexNet</i> .....</b>	<b>53</b>
<b>V.</b>	<b>KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>72</b>
<b>5.1.</b>	<b>Kesimpulan .....</b>	<b>72</b>
<b>5.2.</b>	<b>Saran.....</b>	<b>72</b>
	<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>73</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Jadwal Penelitian.....	33
2. <i>Hyperparameter</i> model .....	38
3. Pengaturan kamera pengambilan citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum .....	39
4. Kelas dan jumlah citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum .....	40
5. <i>Preprocessing</i> data tajuk pohon jenis daun jarum .....	41
6. <i>Confusion matrix</i> arsitektur <i>AlexNet</i> kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Araucaria heterophylla</i> .....	54
7. <i>Precision, recall, f1-score</i> arsitektur <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Araucaria heterophylla</i> .....	56
8. <i>Confusion matrix</i> arsitektur <i>AlexNet</i> kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Cupressus retusa</i> .....	58
9. <i>Precision, recall, f1-score</i> arsitektur <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Cupressus retusa</i> .....	60
10. <i>Confusion matrix</i> arsitektur <i>AlexNet</i> kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Pinus merkusii</i> .....	63
11. <i>Precision, recall, f1-score</i> arsitektur <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Pinus merkusii</i> .....	65
12. <i>Confusion matrix</i> arsitektur <i>AlexNet</i> kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Shorea javanica</i> .....	67
13. <i>Precision, recall, f1-score</i> arsitektur <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Shorea javanica</i> .....	69

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum <i>Araucaria heterophylla</i> .....	18
2. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum <i>Cupressus retusa</i> .....	19
3. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum <i>Pinus merkusii</i> .....	20
4. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum <i>Shorea javanica</i> (damar mata kucing) .....	21
5. Kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk .....	22
6. Ilustrasi cara pengukuran diameter tajuk pada pohon .....	23
7. Arsitektur CNN untuk klasifikasi citra .....	24
8. Arsitektur <i>AlexNet</i> .....	28
9. Nilai Metrik Utama <i>Confusion matrix</i> .....	31
10. Perhitungan Metrik Utama .....	32
11. Metode Penelitian .....	35
12. Pengambilan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum .....	36
13. Kronologi <i>batch-size</i> pada satu jenis daun jarum .....	43
14. Kronologi iterasi, <i>forward propagation</i> , dan <i>backward propagation</i> . .....	44
15. Arsitektur <i>AlexNet</i> pada Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum .....	46
16. RGB Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum. .....	46
17. Proses <i>input</i> ke <i>output</i> .....	47

18. Grafik akurasi dan <i>loss</i> model <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Araucaria heterophylla</i> dengan GPU Tesla K80.....	49
19. Grafik akurasi dan <i>loss</i> model <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Cupressus retusa</i> dengan GPU Tesla K80.....	50
20. Grafik akurasi dan <i>loss</i> model <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Pinus merkusii</i> dengan GPU Tesla K80.....	51
21. Grafik akurasi dan <i>loss</i> model <i>AlexNet</i> tajuk pohon jenis daun jarum <i>Shorea javanica</i> dengan GPU Tesla K80.....	52
22. Kesalahan prediksi model <i>AlexNet</i> citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Araucaria heterophylla</i> .....	57
23. Kemiripan citra tajuk pohon jenis daun jarum <i>Araucaria heterophylla</i> antara (a) kerapatan 55% dan (b) kerapatan 5% .....	57
24. Kesalahan prediksi model <i>AlexNet</i> citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Cupressus retusa</i> .....	61
25. Kemiripan citra tajuk pohon jenis daun jarum <i>Cupressus retusa</i> antara (a) kerapatan 5% dan (b) kerapatan 85% .....	62
26. Kesalahan prediksi model <i>AlexNet</i> citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Pinus merkusii</i> .....	66
27. Kemiripan citra tajuk pohon jenis daun jarum <i>Pinus merkusii</i> antara (a) kerapatan 15% dan (b) kerapatan 35% .....	66
28. Kesalahan prediksi model <i>AlexNet</i> citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum <i>Shorea javanica</i> .....	70
29. Kemiripan citra tajuk pohon jenis daun jarum <i>Shorea javanica</i> antara (a) kerapatan 75% dan (b) kerapatan 25% .....	70

## **I. PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Hutan ialah suatu area luas, dihuni oleh berbagai jenis vegetasi seperti pohon, semak, jamur, dan lainnya, serta menempati wilayah yang cukup besar. Hutan merupakan habitat bagi berbagai macam tanaman, termasuk tumbuhan kecil, serta berbagai jenis burung, serangga, dan hewan lainnya yang hidup di dalamnya (Hastuti dkk., 2021). Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman (Tahura WAR) ialah area yang diresmikan oleh pemerintah untuk wilayah pelestarian. Tahura WAR dipecah lima bagian, salah satunya adalah bagian yang berfokus pada koleksi tumbuhan dan/atau satwa. Blok koleksi tumbuhan dan/atau satwa adalah area dimana terdapat berbagai jenis tumbuhan dan/atau satwa asli diwilayah tersebut (endemik) dan memenuhi persyaratan untuk menjadi pusat pengembangan koleksi tumbuhan dan/atau satwa liar (Peraturan Menteri Lingkungan Hidup dan Kehutanan Nomor P.76/MenlhkSetjen/2015).

Koleksi tumbuhan dan/atau satwa terbagi menjadi 13 titik wilayah di Lampung, termasuk satu diantaranya terletak di Kelurahan Sumber Agung, Kemiling, Bandar Lampung (Pertiwi dkk., 2019). Indonesia memiliki banyak hutan, beberapa diantaranya termasuk hutan sehat dan tidak sehat. Kondisi kesehatan hutan dapat diidentifikasi dari kesehatan pohon-pohon yang membentuk hutan tersebut. Pohon dianggap sehat ketika mampu menjalankan fungsi fisiologisnya dengan baik

dan tingkat ketahanan ekologis yang tinggi akan gangguan dari hama juga faktor-faktor eksternal lainnya (Pertiwi dkk., 2019). Kesehatan hutan dapat diamati melalui penerapan metode *Forest Health Monitoring* (FHM). Parameter yang dimanfaatkan rasio tajuk (*Live Crown Ratio-LCR*), kerapatan tajuk (*crown density-Cden*), transparansi tajuk (*Foliage Transparency-FT*), *dieback* (CDB), diameter tajuk (*Crown Diameter Width-CdWd*) (Safe'i dan Tsani, 2016).

Intensitas sinar matahari yang masuk dan tertahan tajuk pohon dapat diukur menggunakan kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk. Kerapatan dan transparansi tajuk termasuk parameter untuk menentukan kesehatan hutan. Kerapatan (*density*) yang memiliki nilai  $\geq 55\%$  dan transparansi (*transparency*) 0-45%, maka dapat dikatakan hutan sehat (Dan dan Iskandar, 2018). Parameter ini biasanya dinilai dengan mengamati dari bawah pohon yang diperhatikan, para pengamat melakukan proses secara manual. Penilaian terhadap persentase kerapatan dan transparansi tajuk sama terhadap berbagai jenis pohon. *Konifer (softwood)* atau disebut dengan kayu daun jarum merupakan salah satu jenis pohon penghasil kayu. Kayu daun jarum bentuk *log* (batang pohon) lebih silindris dan bentuk tajuk meruncing karena proses fotosintesis lebih panjang. Contohnya adalah *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, *Pinus merkusii*, dan *Shorea javanica*.

Penelitian terkait tentang kerapatan dan transparansi tajuk digunakan untuk mengevaluasi kesehatan hutan di wilayah konservasi flora dan fauna Tahura WAR. Penggunaan kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk, juga dikenal sebagai *magic card*, masih belum memberikan hasil yang efektif, karena hanya mengandalkan penglihatan secara langsung kemudian disesuaikan dengan skala di kartu tersebut yang keakuratannya hanya mengira-ngira sesuai dengan penglihatan, sehingga diperlukan penerapan yang lebih canggih dan akurat (Pertiwi dkk., 2020). Permasalahan tersebut dapat diselesaikan dengan menggunakan teknik komputasi, salah satunya adalah penggunaan citra digital. Ilmu pengetahuan teknologi yang sangat pesat di masa sekarang memungkinkan untuk dilakukan pengolahan citra digital untuk memudahkan identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk. Identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk memerlukan pemanfaatan

teknologi guna menyederhanakan prosesnya. Teknologi yang bisa diterapkan dalam konteks pengenalan pola yaitu *deep learning*.

*Deep Learning* adalah teknologi yang dapat diaplikasikan dalam kerangka pengenalan pola. *Deep learning* adalah subdisiplin dalam bidang *machine learning* yang memusatkan perhatian pada penggunaan Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk melakukan pemrosesan yang lebih dalam, baik dalam bentuk *supervised* atau *unsupervised learning* atau bisa dikatakan sebagai perkembangan dari JST (Ilahiyah dan Nilogiri, 2018). *Deep learning* beroperasi menggunakan JST yang dirancang untuk mereplikasi cara manusia berpikir dan mempelajari suatu hal. *Deep learning* dapat melakukan pengamatan yang mencakup analisis dan klasifikasi pola dalam citra atau mengekspresikan informasi sebuah citra, seperti kemampuannya dalam mendeteksi kehadiran atau ketiadaan wajah seseorang (Awaludin dkk., 2022). *Deep learning* mempunyai beberapa algoritma, salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah suatu teknik dalam *deep learning* turunan dari *Multilayer Perceptron* (MPL) dan dibuat secara spesifik memproses data dalam bentuk dua dimensi. Lapisan dalam CNN yaitu lapisan ekstraksi fitur dan lapisan klasifikasi.

CNN memiliki banyak arsitektur yang beragam diantaranya *AlexNet*. *AlexNet* adalah salah satu bentuk arsitektur CNN yang berhasil meraih kemenangan dalam perlombaan *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2012, sebuah kompetisi yang menguji kemampuan klasifikasi gambar dengan skala besar. *AlexNet* memunculkan inovasi baru pada *deep learning* dengan menyatukan ConvNet dengan teknik *Dropout Regularization*, menggunakan ReLu sebagai fungsi aktivasi, serta menerapkan augmentasi data (Krizhevsky dkk., 2012). *AlexNet* mampu menerima gambar masukan yang berformat RGB.

Penelitian sebelumnya terkait penggunaan arsitektur *AlexNet* untuk deteksi gulma. Kumpulan data gambar yang berisi 15336 segmen dengan perincian yaitu 3249 tanah, 7376 kedelai, 3520 rumput dan 1191 gulma berdaun lebar telah digunakan. Partisi untuk latih dan uji telah dilakukan dengan rasio 70:30. Hasil simulasi

menunjukkan bahwa algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) konvensional memberikan akurasi sebesar 48,09% sedangkan algoritma *AlexNet* memberikan akurasi sebesar 99,8% pada dataset uji dengan pengoptimal yang digunakan adalah *Stochastic Gradient Descent with Momentum* (SGDM) dan maksimal 20 *epoch* (Beeharry dan Bassoo, 2020).

Penelitian sebelumnya terkait dengan pemanfaatan arsitektur *AlexNet* telah dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tanaman kapas. *Dataset* terdiri dari 2275 citra, dimana 1952 citra digunakan untuk pelatihan dan 324 citra digunakan untuk validasi. Kategori *dataset* yang digunakan sebanyak 4 kategori. *F1\_score* makro tertinggi mencapai 94,92%. Parameter yang digunakan yaitu *batch size* 64, *learning rate* 0,001, *dropout* 0,5, momentum 0,9, pelatihan selama 50 *epoch*, dan penggunaan optimizer SGD. *F1\_score* makro dipakai untuk metrik hasil klasifikasi karena perbedaan jumlah gambar pada setiap kategori dataset (Borugadda dkk., 2021).

Penelitian sebelumnya terkait penggunaan kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk untuk menilai kondisi kesehatan hutan di area tempat flora dan fauna dikumpulkan di Tahura WAR, Provinsi Lampung. (Pertiwi dkk., 2020). Penelitian ini dimaksudkan untuk mengembangkan penelitian sebelumnya yang telah dilakukan mengenai pemanfaatan kartu skala kerapatan dan transparansi, dengan penerapan salah satu algoritma CNN yaitu arsitektur AlexNet. Fokus penelitian ini adalah pada jenis tajuk daun jarum, karena variasi bentuk daun pada jenis tajuk ini cukup beragam, yang menyebabkan pengamat kurang teliti dalam proses pengukuran skala kerapatan dan transparansi tajuk. Penelitian ini akan memakai *dataset* tajuk pohon sejumlah 1000 citra untuk 10 kelas parameter yaitu besar skala kerapatan dan transparansi tajuk dari 5% sampai 95%. Penelitian menggunakan arsitektur *AlexNet* untuk melatih dataset dan kemudian melakukan pengujian dengan menggunakan data uji yang berisi citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum.

## 1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana cara mengukur kinerja *AlexNet* untuk mengidentifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dalam metode *Forest Health Monitoring* (FHM) dengan arsitektur *AlexNet*.

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan arsitektur *AlexNet* untuk mengidentifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum yaitu *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, *Pinus merkusii* dan *Shorea javanica*.
2. Menggunakan dataset gambar tajuk pohon di Tahura WAR, Kemiling, Bandar Lampung dan dilingkungan Universitas Lampung (didepan sisi kanan kiri gedung rektorat, jurusan teknik mesin, beringin, jurusan fisika, jalur dua UPT Perpustakaan dan TIK Universitas Lampung) yang berjumlah 1000 citra untuk masing-masing jenis pohon dengan 10 kelas besar skala kerapatan dan transparansi tajuk dari 5% sampai 95%.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah mengukur kinerja *AlexNet* untuk identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum dalam metode *Forest Health Monitoring* (FHM).

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk mendeteksi salah satu parameter *Forest Health Monitoring* (FHM) yaitu skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum yang berpengaruh pada kesehatan hutan diblok koleksi tumbuhan dan/atau satwa di 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.

## **II. TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1 Hutan**

Undang-Undang Pokok Kehutanan No.41 tahun 1999 tentang Kehutanan, hutan merupakan sebuah ekosistem yang tak dapat terpisahkan, terdiri dari wilayah berupa lahan yang diisi oleh sumber daya alam hidup yang lebih banyak oleh pohon-pohon, dalam lingkungan alamnya (Melaponty dkk., 2019). Hutan adalah sekelompok area tanah yang memiliki pertumbuhan atau potensi pertumbuhan pohon-pohon dan dikelola sebagai suatu kesatuan yang lengkap dengan tujuan mencapai hasil seperti kayu atau produk-produk lainnya yang saling berhubungan (Puspitojati, 2011). Hutan memegang peran yang sangat penting dalam memelihara keberlanjutan hidup semua makhluk hidup dengan menjadi tempat penyimpanan berbagai sumber daya alam untuk mempertahankan kelangsungan hidup mereka. (Kurniawan dan Rahman, 2022).

#### **2.1.1 Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachman**

Tahura WAR terletak di Provinsi Lampung. Tahura WAR adalah area pelestarian alam yang didirikan dengan mengumpulkan berbagai jenis tumbuhan dan satwa, baik bersifat alami maupun yang telah dibuat, yang berasal dari jenis asli maupun non-asli. Area ini dipakai untuk keperluan penelitian, pengembangan ilmu pengetahuan, pendidikan, mendukung budidaya, kegiatan budaya, pariwisata, dan rekreasi, sesuai dengan peraturan Undang-undang Nomor 5 tahun 1990. Tahura juga memiliki peran sebagai area yang menjaga dan melestarikan keberagaman flora dan fauna serta fenomena alam yang unik yang berfungsi sebagai daerah penyangga bagi kehidupan. Tahura Wan Abdul Rachman (WAR), telah ditetapkan

berdasarkan Surat Keputusan Menteri Kehutanan No. 742/KPTS –VI/1992 tanggal 21 Juli 1992. Berdasarkan Peraturan Pemerintah Nomor 62 Tahun 1998, kewenangan pengelolaan Tahura didelegasikan dari Departemen Kehutanan kepada Gubernur. Surat Keputusan Gubernur Lampung Nomor 3 Tahun 2001 dibentuklah Unit Pelaksana Teknis Daerah (UPTD) Tahura WAR setingkat esselon III yang merupakan UPTD dari Dinas Kehutanan Propinsi Lampung. Tahura WAR memiliki luas mencapai 22.249,31 hektar, dengan potensi besar untuk dijadikan sebagai tujuan wisata. Kawasan ini menawarkan daya tarik wisata yang kuat dengan keberadaan hutan hujan tropis yang memiliki beragam flora dan fauna (Djoko dkk., 2019).

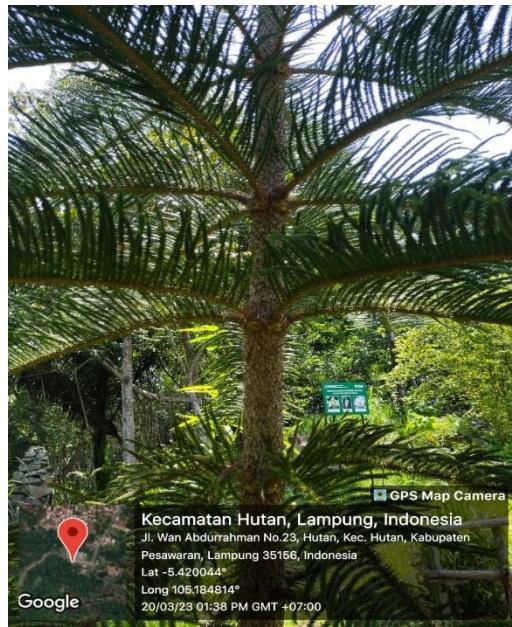
### **2.1.2 Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum**

Pohon memiliki bagian-bagian yang mencirikan pohon tersebut, mulai dari ujung bawah pohon hingga pucuk/ujung pohon. Tajuk adalah bagian penting dari pohon yang mempunyai fungsi penting pada pertumbuhan pohon karena berfungsi untuk tempat terjadinya proses fotosintesis yang sangat vital. Tajuk pohon mencakup bagian pohon yang terbentang dari titik di mana batang tidak lagi memiliki cabang hingga bagian puncak atau ujung pohon. Tajuk pohon memiliki keterkaitan yang kuat dengan kesehatan keseluruhan pohon, sehingga dapat digunakan sebagai salah satu indikator penilaian kesehatan hutan. Ukuran tajuk pohon dapat memberikan gambaran tentang kondisi keseluruhan kesehatan pohon. Sebuah tajuk yang tebal dan luas menandakan bahwa pohon tersebut telah mengalami pertumbuhan yang signifikan dengan cepat. (Safe'i dan Tsani, 2016).

Tajuk pohon jenis daun jarum adalah jenis pohon yang memiliki karakteristik kayu lunak, selalu hijau sepanjang tahun, dengan penurunan daun yang sangat sedikit, memiliki buah bersisik, dan memiliki bentuk yang menyerupai kerucut (*cone*). Batang pohon jenis kayu daun jarum memiliki batang dengan bentuk silinder, cabangnya tumbuh secara monopodial, dan tajuknya berbentuk meruncing. Contoh pohon yang merupakan jenis daun jarum adalah pohon pinus dan pohon agathis (Suranto, 2012). Tajuk pohon jenis daun jarum yang digunakan penelitian ini adalah sebagai berikut:

### 2.1.2.1. *Araucaria heterophylla*

*Araucaria heterophylla* adalah istilah ilmiah untuk pohon yang termasuk dalam kingdom *Plantae*, divisi *Coniferophyta*, kelas *Pinopsida*, famili *Araucariaceae*, dengan spesies *Araucaria heterophylla*. *Araucaria heterophylla* umumnya dikenal sebagai cemara Norfolk. *Araucaria heterophylla* berasal dari Pulau Norfolk, sebuah pulau kecil di Samudera Pasifik yang pertama kali ditemukan pada tahun 1774. *Araucaria heterophylla* juga kadang-kadang disebut sebagai "cemara bintang pinus". *Araucaria heterophylla* mempunyai ciri khusus yaitu banyak cabang simetris dengan bentuk serupa garis segitiga dan jarum tumpul sampai keatas. Pertumbuhan yang semakin tinggi pada *Araucaria heterophylla* dapat mengakibatkan bentuknya tidak simetris, dan cabang-cabang bawahnya mengalami perubahan menjadi cokelat dan kemudian rontok (Widya Ulfa, 2019). Gambar 1 di bawah ini merupakan tajuk pohon jenis daun jarum *Araucaria heterophylla*.

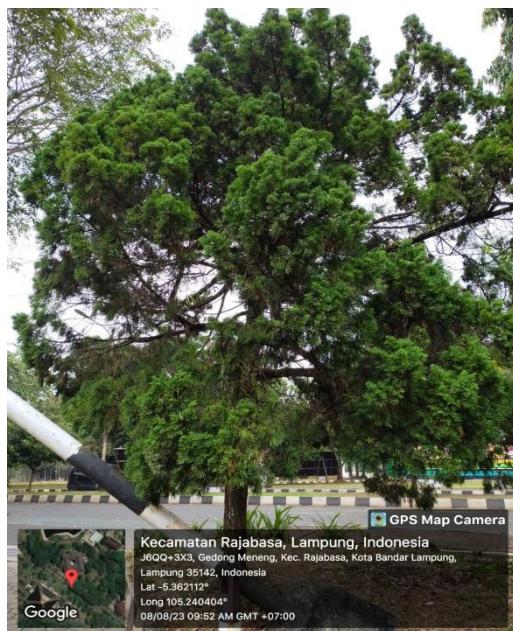


Gambar 1. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum *Araucaria heterophylla* (Hasil Penelitian, 2024)

*Araucaria heterophylla* akan berkembang dengan subur jika ditanam di wilayah dengan iklim dingin, kelembaban tinggi, dan menerima paparan sinar matahari langsung sepanjang hari. Tanaman ini jika masih muda memiliki cabang dan

ranting yang tersusun dalam tingkatan dengan pola yang teratur dan teratur rapi. Cabang dan rantingnya memiliki penampilan yang mirip dengan daun berbentuk jarum yang tumpul.

#### 2.1.2.2. *Cupressus retusa*



Gambar 2. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum *Cupressus retusa* (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 2 yang ditujukan di atas merupakan tajuk pohon jenis daun jarum *Cupressus retusa*. *Cupressus retusa* merupakan kingdom *Plantae*, yang termasuk dalam divisi *Coniferophyta*, kelas *Pinopsida*, famili *Cupressaceae*, spesies *Cupressus retusa*. *Cupressus retusa* merupakan tajuk pohon jenis daun jarum yang selalu hijau mencapai tinggi 5–40 m. Daunnya berbentuk sisik dengan panjang sekitar 2–6 mm, tersusun dalam pasangan yang saling bersilangan, bertahan hingga 3–5 tahun. Awal pertumbuhannya sampai usia 2 tahun, daunnya menyerupai jarum dengan panjang sekitar 5–15 mm, dan mempunyai runjung atau kuncup bunga sepanjang 8–40 mm, berbentuk bulat atau bulat telur, yang terdiri dari 4–14 sisik dan tersusun berpasangan berlawanan. Delapan belas sampai dua puluh empat bulan setelah proses penyerbukan, runjung akan matang. Bijinya berukuran kecil,

dengan panjang sekitar 4–7 mm serta mempunyai dua sayap sempit dengan satu mengikuti setiap sisi benih (Gadek dkk., 2000).

#### 2.1.2.3. *Pinus merkusii*

*Pinus merkusii* merupakan kingdom *Plantae* yang termasuk dalam divisi *Coniferophhyta*, kelas *Pinopsida*, famili *Pinaceae*, spesies *Pinus merkusii*. Pohon pinus memiliki batang yang lurus, membulat dan rata-rata tidak bercabang. Daunnya berbentuk jarum dan mahkotanya berbentuk kerucut. Kulit luarnya kasar, tidak mengelupas, berwarna abu-abu hingga cokelat tua, alurnya lebar dan dalam. Pohon pinus adalah penghasil HHBK (Hasil Hutan Bukan Kayu) berupa getah atau resin (Samis and Arlita, 2023). Gambar 3 merupakan tajuk *Pinus merkusii*.



Gambar 3. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum *Pinus merkusii* (Hasil Penelitian, 2024)

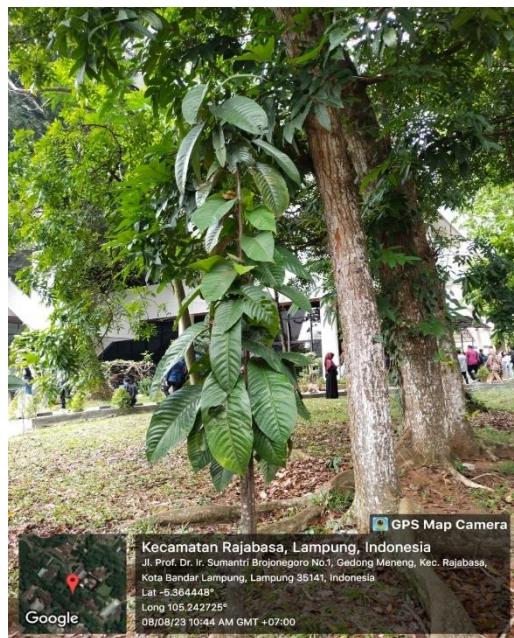
Pinus merupakan spesies yang tumbuh alami di Belahan Bumi Utara di berbagai tipe hutan termasuk beriklim sedang, sub tropis, tropis, dan boreal. Distribusi alami spesies pinus Asia yaitu *Pinus merkusii* mencapai belahan bumi selatan. *Pinus merkusii* merupakan satu-satunya pinus yang disilangkan garis khatulistiwa dan merupakan tanaman asli Indonesia. *Pinus merkusii* dikenal dengan beberapa nama

lokal yaitu Tusam, Uyam, Pinus Sumatra (Indonesia), dan lain sebagainya (Imanuddin dkk., 2020).

#### 2.1.2.4. *Shorea javanica*

*Shorea javanica* merupakan kingdom *Plantae*, yang termasuk divisi *Magnoliphyta*, kelas *Magnoliopsida*, famili *Dipterocarpaceae* dengan spesies *Shorea Javanica*. *Shorea javanica* dikenal juga sebagai damar mata kucing. Tumbuhan ini umumnya ditemukan di wilayah hutan tropis yang beriklim hujan. Penyebaran alami damar mata kucing terbatas, terutama terdapat di Sumatra dan di Jawa Tengah (Bintoro, 2020). Karakteristik umum dari jenis *Shorea* meliputi struktur buah dengan kelopak yang tersusun berlapis-lapis, dengan bagian tengah yang terangkat dan membesar di bagian dasarnya. Kulit buahnya berwarna abu-abu hingga hitam, berbintik, dan berlapisan, dengan permukaan yang halus hingga bersisik, terkadang bersifat licin hingga mengelupas. Daunnya memiliki ukuran dari kecil hingga besar dan bisa memiliki domatia atau tidak. Buahnya memiliki tiga panjang sayap atau dua sayap pendek atau bahkan tidak memiliki sayap sama sekali (Agusti Randa dkk., 2022).

Gambar 4 adalah tajuk *Shorea javanica*.



Gambar 4. Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum *Shorea javanica* (damar mata kucing)  
(Hasil penelitian, 2024)

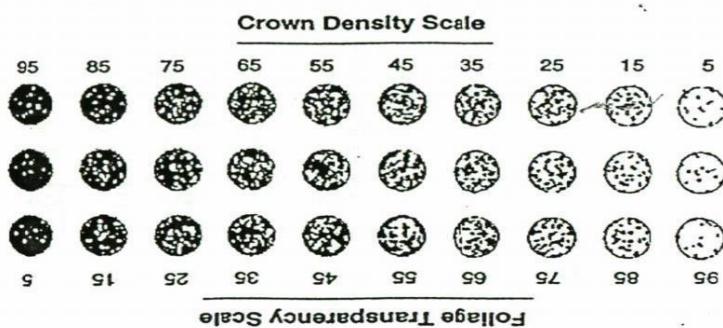
### 2.1.3 Kesehatan Hutan

Kesehatan hutan melibatkan usaha untuk menggabungkan pengetahuan tentang ekosistem, perkembangan populasi, dan genetika organisme yang dapat merusak tanaman dengan memperhitungkan faktor ekonomi, dengan tujuan memelihara agar akibat kerusakan tetap berada di bawah ambang kerugian. Kesehatan hutan adalah kondisi di mana hutan dapat menjalankan seluruh fungsinya dengan baik, termasuk fungsi melindungi tanah dan air, menjaga keberlanjutan, serta menghasilkan kayu atau produk lainnya. (Safe'i dan Tsani, 2016).

### 2.1.4 Penilian Kondisi Tajuk

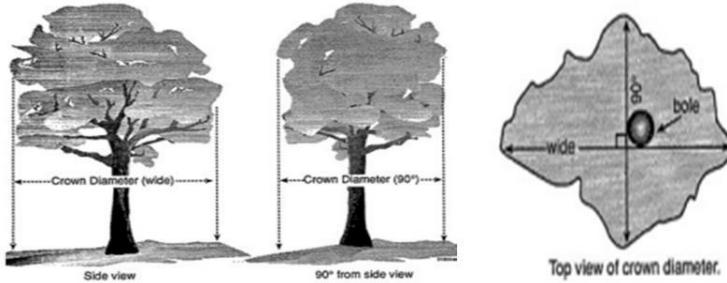
Penilaian kondisi tajuk dalam metode *Forest Health Monitoring* (FHM) memiliki sejumlah parameter sebagai berikut:

- Rasio Tajuk (*Live Crown Ratio-LCR*) yaitu perbandingan antara tinggi batang pohon yang memiliki daun dengan tinggi total pohon secara keseluruhan. Rasio tajuk hidup dimulai dari 5%.
- Kerapatan Tajuk (*crown density-Cden*) yaitu Persentase sinar matahari yang terhambat oleh tajuk sehingga tidak mencapai tanah. Penghitungan kerapatan tajuk dilakukan dalam interval kelas 10%, dimulai dari 5%.
- Transparansi Tajuk (*Foliage Transparency-FT*) yaitu Persentase cahaya matahari yang bisa menembus tajuk dan mencapai permukaan tanah. Perhitungan transparansi tajuk dilakukan dalam interval kelas 10%, dimulai dari 5%.



Gambar 5. Kartu skala kerapatan dan transparansi tajuk  
(Mangold, 1997)

- *Dieback* (CDB) yaitu Kematian pada bagian pucuk tajuk atau cabang serta rantingnya dimulai dari pucuk dan kemudian menyebar ke bagian pangkal.
- Diameter Tajuk (*Crown Diameter Width-CdWd*) yaitu Nilai rata-rata dari panjang dan lebar tajuk.



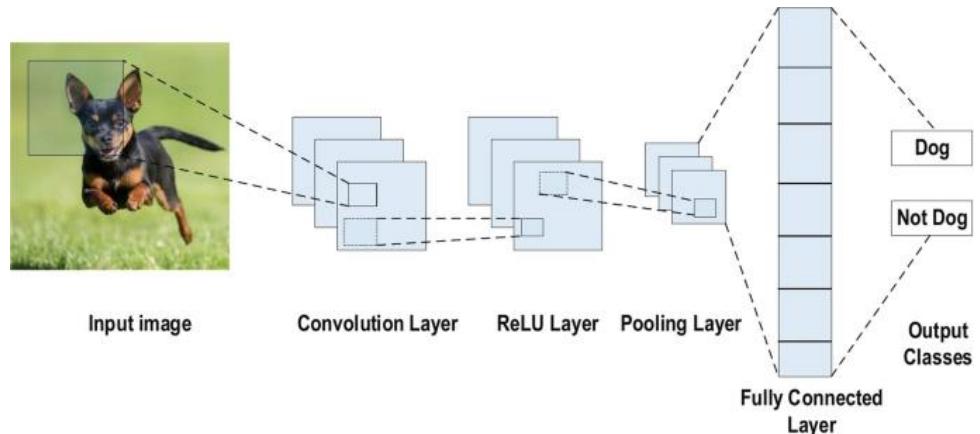
Gambar 6. Ilustrasi cara pengukuran diameter tajuk pada pohon (Mangold, 1997)

## 2.2 CNN

CNN atau ConvNet adalah salah satu jenis struktur JST yang tersusun dari lapisan-lapisan dasar yang menggunakan operasi konvolusi. Operasi konvolusi ini serupa dengan proses ekstraksi fitur yang umumnya diterapkan untuk pembelajaran mesin konvensional. Bobot atau nilai matriks *filter* dikembangkan melalui proses optimisasi dalam pembelajaran mesin, tanpa campur tangan manusia (Thiodorus dkk., 2021). CNN dibuat untuk memproses data dalam dua dimensi dan secara umum, jenis lapisan yang digunakan dalam CNN dapat dibagi menjadi dua lapisan. Lapisan pertama berfungsi untuk mengekstraksi fitur (*feature extraction layer*), sedangkan lapisan kedua adalah lapisan yang digunakan untuk melakukan klasifikasi (*classification layer*).

Keberhasilan CNN dalam pengenalan citra digital sangat signifikan, karena CNN didasarkan pada sistem pengenalan citra yang terinspirasi dari visual cortex manusia (Fitra Maulana dan Rochmawati, 2019). Kemampuan CNN dapat dilihat melalui peningkatan kinerjanya, dengan menambahkan lapisan-lapisan tersembunyi untuk mendukung pengidentifikasi gambar, serta melalui jaringan saraf yang terhubung secara bersama-sama untuk menggabungkan fitur-fitur dari

sebuah citra (Alzubaidi dkk., 2021). Lapisan-lapisan awal dalam CNN bertugas untuk mengidentifikasi fitur-fitur dasar dalam citra, seperti garis-garis vertikal dan horizontal. Hasil keluaran dari lapisan pertama tersebut kemudian digunakan sebagai *inputan* dalam lapisan-lapisan berikutnya untuk mengekstraksi ciri-ciri yang lebih kompleks. CNN berperan dalam mengekstraksi fitur-fitur yang penting untuk tugas-tugas seperti klasifikasi, pengelompokan (*clustering*), atau regresi. Proses ekstraksi fitur ini dilakukan secara otomatis melalui lapisan-lapisan seperti *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *aktivasi Rectified Linear Unit* (ReLU). Fitur-fitur tersebut dianalisis untuk klasifikasi dalam lapisan *Fully Connected* dengan aktivasi softmax (Setiawan, 2019). Arsitektur CNN untuk klasifikasi citra diilustrasikan pada gambar 7.



Gambar 7. Arsitektur CNN untuk klasifikasi citra (Alzubaidi dkk., 2021)

Jaringan saraf yang terstruktur dalam CNN digunakan untuk memeriksa dan menguraikan objek. Identifikasi bentuk sebuah objek masih sering salah jika dilakukan oleh manusia, oleh sebab itu CNN membantu dalam menginterpretasi dan mengenali objek dengan lebih cepat dan akurat, mengatasi ketidakpastian tersebut. CNN beroperasi secara langsung dalam pengenalan objek dan juga dalam pemahaman ciri-ciri gambar yang terdiri dari angka-angka pixel. Algoritma CNN terdiri dari dua bagian utama, yaitu lapisan ekstraksi fitur (*feature extraction layer*) dan lapisan yang terhubung sepenuhnya (*fully-connected layer*).

### 2.2.1 *Feature extraction layer*

*Feature extraction layer* (lapisan ekstraksi ciri) dalam CNN berperan dalam mengambil ciri-ciri dari gambar dan menyimpannya dalam bentuk nilai-nilai *pixel* dalam sebuah *array*. Citra yang dimasukkan terdiri dari nilai-nilai *pixel* yang membentuk sebuah *array* multi-dimensi. Ukuran *array* ini yang besar untuk diproses secara efisien, maka dibutuhkan *filter* untuk mengekstraksi ciri-ciri utama dari citra tersebut. *Feature extraction* menyajikan berbagai *filter* yang diterapkan pada citra input, dan kemudian mengalami perhitungan melalui perkalian matriks antara citra tersebut dan *filter*nya. Proses perhitungan ini bertujuan untuk menyederhanakan ciri-ciri agar lebih mudah diklasifikasikan tanpa mengurangi karakteristik penting pada objek. Lapisan yang dilalui dalam proses ekstraksi fitur ini termasuk *convolution layer* dan *pooling layer*.

#### 2.2.1.1 *Convolution Layer*

*Convolution Layer* adalah *layer* inti dari CNN dan pada *layer* ini sebagian besar komputasi terjadi. Komponen yang penting pada lapisan ini yaitu *input* data, *filter/kernel*, dan *feature map*. Contohnya input berupa citra warna yang memiliki tiga dimensi yaitu lebar, tinggi, dan kanal. Lapisan konvolusi adalah tahap di mana gambar input disederhanakan dan ciri-ciri gambar disimpan dalam bentuk nilai-nilai *pixel* yang diperoleh melalui proses penyederhanaan. Penyederhanaan ini terjadi melalui perkalian antara filter dan matriks gambar. Hasilnya adalah citra dengan nilai-nilai *pixel* dalam bentuk array multidimensi yang perlu disederhanakan lebih lanjut dengan menggunakan *filter*, tanpa menghilangkan ciri-ciri utama dari objek yang tergambar. *Filter-filter* ini dimulai pada nilai tertentu saat diinisialisasi, dan nilai-nilai *filter* tersebut merupakan parameter yang akan diperbarui selama proses pembelajaran. *Filter* ini akan digerakkan melalui seluruh area citra, menghasilkan matriks fitur yang disebut "*feature map*" sebagai *output*.

### 2.2.1.2 *Pooling Layer*

*Pooling layer* berperan dalam mengurangi dimensi dari "feature map" untuk meningkatkan efisiensi perhitungan, karena jumlah parameter yang perlu diperbarui menjadi lebih sedikit dan mengurangi risiko *overfitting*. Jenis pooling yang umum dipakai adalah *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* mengidentifikasi nilai tertinggi dalam masing-masing perpindahan *filter*, sedangkan *average pooling* menghitung rata-rata nilai *pixel* dari "feature map" yang didapatkan oleh lapisan konvolusi (Irfansyah dkk., 2021). Nilai *pixel* yang diambil mencerminkan ciri-ciri utama dari suatu objek, oleh sebab itu proses ini tidak menghilangkan ciri-ciri objek walaupun dimensi kumpulan ciri citra terus berkurang.

### 2.2.2 *Fully-connected Layer*

*Fully-connected layer* merupakan langkah terakhir pada proses CNN yang bertujuan menghasilkan klasifikasi objek. Citra harus berbentuk vektor atau satu dimensi agar dapat diterima oleh lapisan ini, sehingga perlu dilakukan perataan bentuk (*flatten*) dari "feature map" sebelum memasukinya pada proses klasifikasi (Almryad dan Kutucu, 2020). Lapisan ini terbentuk dari parameter berupa bobot dan bias, dan di dalamnya terdapat *neuron-neuron* yang terhubung satu sama lain.

*Convolutional Neural Network* (CNN) mempunyai *activation function*. *Activation function* ada pada tahapan sebelum *pooling layer* dan sesudah proses konvolusi. Nilai konvolusi terdapat *activation function*. *Activation function* berguna memetakan *input* ke *output*. Nilai *input* diatur melalui perhitungan jumlah bobot dan jumlah bias dari *input neuron*. *Layer* ini berfungsi membuat perlakuan pada neuron diaktifkan atau tidak yang merujuk pada *input* spesifik menghasilkan *output* dengan sesuai. *Activation function* yang dipakai dalam CNN diantaranya adalah:

#### a. *Rectified Linear Unit (ReLU) Activation*

Aktivasi ReLU memperkenalkan fungsi non-linier ke jaringan konvolusional. Aktivasi ReLU diterapkan pada *convolution layer* dan *pooling layer*. Fungsi non-linier dalam CNN dapat membantu membedakan fitur atau kelas yang memerlukan pemisahan yang lebih kompleks lebih dari sekedar garis lurus (*linear*). ReLU mengubah nilai-nilai negatif dari hasil konvolusi menjadi 0 dan mempertahankan

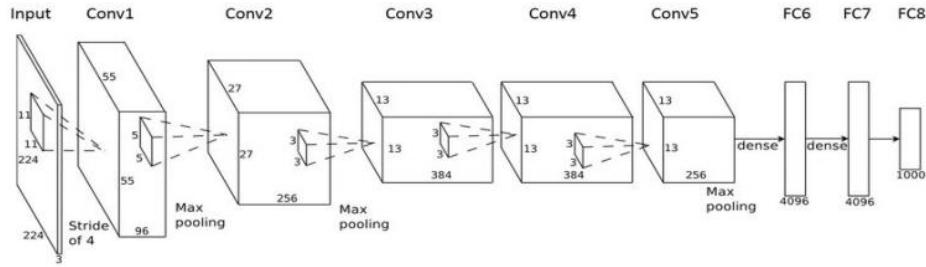
nilai-nilai positif menjadi nilai itu sendiri, sehingga aktivasi ReLU menjadi pilihan yang lebih baik daripada aktivasi lainnya. Fungsi yang digunakan RELU yaitu  $f(x) = \max(0, x)$  (Ilahiyah dan Nilogiri, 2018).

*b. Softmax Activation*

*Softmax* adalah sebuah fungsi aktivasi yang memiliki tujuan untuk mengubah vektor numerik menjadi vektor probabilitas. *Softmax* diterapkan pada lapisan akhir dalam proses klasifikasi dan identifikasi objek, karakteristik yang terkait dengan objek memiliki bobot yang dijumlahkan dan kemudian diubah menjadi nilai probabilitas yang menunjukkan kelas objek tersebut. Hasil keluaran dari *Softmax* adalah probabilitas dari setiap kelas objek, sehingga cocok digunakan dalam kasus klasifikasi dengan banyak kelas.

### **2.3 *AlexNet***

*AlexNet* adalah sebuah arsitektur CNN yang mencapai prestasi memenangkan kompetisi klasifikasi citra berskala besar yang dikenal sebagai *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2012 (Krizhevsky dkk., 2012). *AlexNet* adalah salah satu jaringan *deep convolutional* pertama yang mencapai akurasi tinggi pada tantangan ImageNet LSVRC-2012 dengan akurasi 84,7% dibandingkan dengan yang terbaik kedua dengan akurasi 73,8%. Gagasan korelasi spasial dalam bingkai gambar dieksplorasi menggunakan lapisan konvolusional dan bidang reseptif. Arsitektur *AlexNet* ditunjukkan pada Gambar 8. *AlexNet* terdiri dari lima lapisan konvolusi yang diikuti oleh lapisan *pooling* yaitu *max pooling*, serta tiga *fully-connected layer* yang kemudian dihubungkan dengan lapisan *softmax*.



Gambar 8. Arsitektur *AlexNet* (Afrisal, 2019)

*AlexNet* dapat mengatasi permasalahan keterbatasan yang dihadapi model lain saat menangani kumpulan data berukuran besar dan citra beresolusi tinggi. *AlexNet* membagi *neuronnya* menjadi dua GPU dan melakukan pemrosesan paralel. *AlexNet* memperoleh keuntungan dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, sedangkan fungsi aktivasi standar saat itu adalah *tanh*. CNN yang memanfaatkan ReLU dapat memperoleh tingkat kesalahan sebesar 25% pada dataset CIFAR-10 enam kali lebih cepat dibandingkan dengan CNN yang memanfaatkan *tanh*. *AlexNet* juga mengadopsi teknik *overlapping pooling*, teknik ini dapat menurunkan kesalahan sebesar 0,5% (Krizhevsky dkk., 2012). *AlexNet* mampu menerima *input* atau masukan citra berupa RGB.

## 2.4 *Preprocessing*

*Preprocessing* adalah tahap persiapan data atau citra awal sebelum data tersebut digunakan dalam algoritma CNN. *Preprocessing* melibatkan berbagai metode seperti mengubah gambar berwarna (RGB) menjadi *grey-scale*, mengonversi gambar menjadi biner, dan memotong gambar. *Preprocessing* memiliki beberapa tujuan yaitu mengurangi sampai membuang *noise*, memperjelas fitur data atau gambar, memperbesar atau memperkecil ukuran gambar, dan mengonversi gambar menjadi sesuai yang diinginkan (Arsal dkk., 2020). Berikut ini beberapa tahapan dari *preprocessing* data atau gambar dalam CNN:

### 2.4.1 *Resizing Gambar*

*Resize* gambar adalah mengganti dimensi piksel asli citra menjadi yang lebih kecil, bertujuan untuk mengurangi beban komputasi dan mempermudah proses pemodelan. Citra diubah menjadi ukuran *pixel* yang sama, seperti 224x224 atau 227x227 *pixel*, disesuaikan dengan kebutuhan modelnya (Sanjaya and Ayub, 2020).

### 2.4.2 *Augmentasi Data*

Augmentasi data adalah suatu cara yang dipakai untuk memperbanyak atau menambah variasi *dataset* tanpa harus melakukan sampel tambahan (Sanjaya and Ayub, 2020). Penambahan variasi ini bertujuan untuk meningkatkan peluang dan kapasitas klasifikasi objek dengan beragamnya data (Shorten and Khoshgoftaar, 2019). Augmentasi data bermanfaat dalam mengatasi masalah *overfitting* (Fadillah dkk., 2021). *Overfitting* adalah situasi dimana sebagian besar data yang telah melalui pelatihan berhasil mencapai kinerja yang baik, namun ketidakcocokan muncul saat melakukan prediksi (Adi Nugroho dkk., 2020). *Overfitting* dapat diminimalisir dengan penambahan data melalui *augmentasi*, sehingga model bisa belajar dengan data yang beragam dan dapat diuji dengan baik.

Augmentasi data melibatkan pengembalian data yang telah diperbarui ke dalam sistem, sementara data asli tetap tidak dipulihkan secara bersamaan. Model yang diberikan data baru setelah diperbarui untuk pengujian dapat belajar dengan lebih baik secara mandiri selama proses pelatihan. Teknik augmentasi data yang umum digunakan adalah *flipping*, di mana gambar diputar secara horizontal atau vertikal. *Flipping* adalah teknik augmentasi yang sederhana namun efektif, yang telah terbukti meningkatkan performa model klasifikasi saat melakukan pengujian data (Shorten and Khoshgoftaar, 2019).

## 2.5 *Hyperparameter*

*Hyperparameter* adalah jenis pengaturan model sebelum melaksanakan pelatihan data. Nilai-nilai *hyperparameter* tidak muncul secara otomatis melalui proses

model oleh data, melainkan disesuaikan secara manual oleh praktisi, sehingga mengidentifikasikannya sebagai hal yang berbeda dari parameter (Afaq dan Rao, 2020). Parameter akan ditetapkan seiring berjalannya pelatihan dan tidak ditentukan secara manual. *Hyperparameter* yang ditentukan sebelum pelatihan memainkan peran penting dalam menentukan nilai parameter yang diambil selama pelatihan, sehingga memastikan prediksi data yang akurat. *Hyperparameter* yang paling sering digunakan dan umum dalam model CNN yaitu, *epoch*, *batch-size*, *learning-rate*, *optimizer* (Rochmawati dkk., 2021).

### **2.5.1 *Batch-size***

*Batch-size* menunjukkan jumlah sampel yang diambil dari data pelatihan dan dikelompokkan bersama untuk membentuk suatu *batch*. *Batch* digunakan untuk mengeksekusi satu iterasi dalam proses. Iterasi adalah tahap di mana data dibaca secara berurutan dari awal hingga akhir.

### **2.5.2 *Epoch***

*Epoch* adalah nilai yang menentukan berapa banyak iterasi pelatihan yang dilakukan. *Epoch* dihitung ketika model telah memproses semua data pelatihan secara efektif. Satu *epoch* dicapai ketika setiap kumpulan telah melewati jaringan saraf satu kali.

### **2.5.3 *Learning-rate***

*Learning-rate* dikonfigurasikan untuk menentukan nilai penyesuaian bobot sepanjang tahap pelatihan. *Hyperparameter* ini mengatur kecepatan algoritma dalam mencapai model optimal.

### **2.5.4 *Optimizer Adam***

*Optimizer Adam* merupakan salah satu *optimizer* dalam *framework* keras yang terbukti efisien untuk pelatihan data yang relatif cepat. *Optimizer Adam* mewakili kemajuan algoritma *Stochastic Gradient Descent* (SGD) tradisional, yang menggabungkan peningkatan dalam memperbarui bobot jaringan.

## 2.6 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* digunakan untuk menilai akurasi dari model klasifikasi. *Confusion matrix* melibatkan sejumlah metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. *Confusion Matrix* mengukur akurasi dengan memanfaatkan konsep dasar seperti *true positif* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP) dan *false negative* (FN) sebagaimana ditunjukkan Gambar 9 (Wulandari dkk., 2020).

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 9. Nilai Metrik Utama *Confusion matrix* (Wulandari dkk., 2020)

Keterangan:

- *True Positive*: model dengan benar mengidentifikasi suatu kelas (*positive*) sebagai kelas yang seharusnya positif.
- *False Positive*: model keliru mengidentifikasi suatu kelas (*negative*) sebagai kelas yang seharusnya positif.
- *True Negative*: model dengan benar mengidentifikasi suatu kelas (*negative*) sebagai kelas yang seharusnya negatif (*negative*).
- *False Negative*: model keliru mengidentifikasi suatu kelas yang seharusnya positif sebagai kelas yang seharusnya negatif.

### 2.6.1 Accuracy

*Accuracy* adalah persentase yang mewakili catatan data yang diklasifikasikan dengan benar setelah mengevaluasi hasil klasifikasi. *Accuracy* dihitung dengan mengambil metrik prediksi yang benar yang kemudian dibagi dengan total jumlah prediksi.

### 2.6.2 *Precision*

*Precision* digunakan untuk menilai keakuratan prediksi dengan memeriksa kebenaran prediksi terhadap kelas sebenarnya serta kesalahan prediksi terhadap kelas lainnya.. Model memiliki *precision* yang lebih tinggi apabila jumlah prediksi benar (TP) lebih tinggi, dan jumlah prediksi salah (FP) lebih rendah.

### 2.6.3 *Recall*

*Recall* menilai kapasitas model untuk mengidentifikasi kelas sebenarnya. Hasil deteksi kelas sebenarnya dengan benar atau kelas lain. *Recall* berkaitan dengan keberhasilan model dalam menangkap kelas sebenarnya dan membedakannya dari kelas lain.

### 2.6.4 *F1-score*

*F1-Score* digunakan untuk mengukur rata-rata dari *precision* dan *recall*. *F1-Score* biasanya digunakan ketika kumpulan data pelatihan tidak seimbang dalam hal kuantitas. Perhitungan ini berfungsi sebagai metrik perbandingan untuk mengevaluasi algoritma yang digunakan dalam data pelatihan..

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

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

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

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

Gambar 10. Perhitungan Metrik Utama

### III. METODE PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat

Waktu dan tempat penelitian ini adalah sebagai berikut:

##### 3.1.1. Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan dari bulan Maret sampai dengan September tahun 2023.

Waktu penelitian dijelaskan dengan tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Jadwal Penelitian

Nama Kegiatan	2023						
	Maret	April	Mei	Juni	Juli	Agustus	September
Pengumpulan citra tajuk pohon jenis daun jarum							
Mempersiapkan <i>dataset</i>							
Pengkodean model <i>AlexNet</i>							
Pelatihan dan Pengujian <i>Dataset</i>							
Hasil akurasi model <i>AlexNet</i>							
Penulisan Laporan							

### **3.1.2. Tempat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan di Taman Hutan Rakyat Wan Abdul Rachman yang berada di Kelurahan Sumber Agung, Kemiling, Bandar Lampung dan lingkungan Universitas Lampung (Unila) yaitu tepatnya di depan samping kanan dan kiri, jurusan teknik mesin, beringin, jalur dua UPT Perpustakaan dan TIK sebagai tempat pengambilan *dataset*. Jurusan Ilmu Komputer FMIPA, Pasca Sarjana Magister Kehutanan, Laboratorium Rekayasa Perangkat Lunak (Lab RPL) FMIPA Unila Jalan Prof. Dr. Ir. Sumantri Brojonegoro No.1, Gedong Meneng, Kec. Rajabasa, Kota Bandar Lampung, Lampung.

## **3.2 Bahan dan Alat**

Bahan dan alat yang dipakai pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

### **3.2.1. Bahan Penelitian**

Penelitian ini menggunakan *dataset* yang berupa citra tajuk pohon jenis daun jarum. Citra tajuk pohon jenis daun jarum yang digunakan sebanyak 1000 citra untuk masing-masing jenis daun jarum. Penelitian ini menggunakan 4 jenis daun jarum. Kelas yang dipakai pada penelitian ini yaitu sepuluh kelas, yang merupakan skala kerapatan dan transparansi tajuk dari 5% sampai 95%. Jumlah citra pada masing-masing kelas adalah 100 citra. *Dataset* diperoleh dari Taman Hutan Rakyat Wan Abdul Rachman yang berada di Kelurahan Sumber Agung, Kemiling, Bandar Lampung dan di Unila (di samping kanan dan kiri rektorat, jurusan teknik mesin, beringin, jurusan fisika, jalur dua di depan UPT Perpustakaan dan TIK).

### **3.2.2. Alat Penelitian**

Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### **3.2.2.1 Perangkat Lunak**

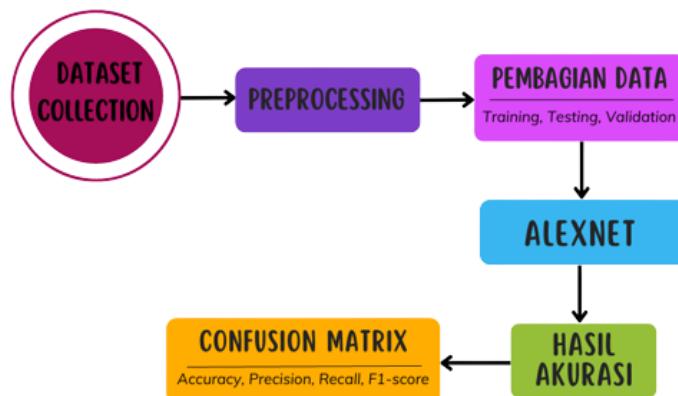
Sistem operasi *Windows* 10 64-bit, *Google Collab*, *Jupyter Notebook*, dan *Google Drive* sebagai alat bantu dalam proses identifikasi perangkat lunak skala kerapatan dan transparansi tajuk daun jarum. *Avenza Maps* digunakan sebagai pendukung

untuk menandai lokasi dengan memakai peta. *Search By Image* digunakan sebagai pendukung untuk mencari lebih detail jenis daun jarum. *GPS Map Camera* digunakan sebagai pendukung untuk pengambilan gambar dengan menampilkan rincian lokasi, waktu, dan posisi pengambilan gambar *dataset*.

### 3.2.2.2 Perangkat Keras

Komputer GPU NVIDIA Tesla K80, kamera dan Laptop Asus VivoBook X541SA RAM 4.00 GB, Hardisk 500 GB, dan processor Intel® Celeron® CPU N3060 1.60 GHz, untuk proses identifikasi skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum. Vivo Y51A RAM 8 GB sebagai alat untuk menandai rincian lokasi dan waktu pengambilan gambar. Kamera Canon Eos 250D sebagai alat untuk pengambilan *dataset*.

## 3.3 Metode Penelitian



Gambar 11. Metode Penelitian (Borugadda dkk., 2021)

Langkah-langkah yang dijalani dalam penelitian ini tergambar pada gambar 7 dengan penjelasan sebagai berikut:

### 3.3.1 Dataset Collection

Langkah awal yang dilalui adalah mengumpulkan bahan utama penelitian yaitu berupa citra skala kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum. *Dataset* yang dikumpulkan sebanyak 4000 citra tajuk pohon jenis daun jarum dengan 10 kelas skala kerapatan (*density*) dan transparansi (*transparency*) tajuk pohon jenis daun jarum. Jenis daun jarum yang digunakan pada penelitian ini adalah *Araucaria heterophylla*, *Cupressus retusa*, *Pinus merkusii*, dan *Shorea javanica*. Berikut ini kondisi saat pengambilan dataset dalam bentuk citra kerapatan dan transparansi tajuk pohon jenis daun jarum.



Gambar 12. Pengambilan Citra Tajuk Pohon Jenis Daun Jarum

### 3.3.2 *Preprocessing*

Citra tajuk jenis pohon daun jarum yang telah diambil selanjutnya dipisahkan berdasarkan kelas skala kerapatan dan transparansi dengan bantuan 15 responden. *Dataset* pohon yang telah dilabelkan kelasnya, setelah itu dikecilkan dan disamakan ukuran pikselnya menjadi 224x224. *Dataset* tersebut memiliki jumlah yang sedikit dan tidak seimbang setiap kelasnya, sehingga perlu dilakukan metode augmentasi untuk memperbanyak jumlah dan keberagaman citra pohon daun jarum, sehingga setiap kelas berjumlah 100 citra. Augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *flip vertical*, *flip horizontal*, dan *zoom*.

*Dataset* tersebut berjumlah 4000 citra tajuk pohon jenis daun jarum dengan 4 jenis daun jarum terdiri dari 100 citra pada masing-masing kelas. Jumlah kelas skala kerapatan dan trasparansi tajuk pohon jenis daun jarum adalah 10 kelas. Citra tersebut kemudian diletakkan di *google drive* untuk mempermudah penggunaan data menggunakan *google collab*. Citra tersebut juga disimpan di komputer Tesla. Citra tersebut disimpan ke folder yang berbeda sesuai dengan label masing-masing kelas. Awal prosesnya, mesin akan mengakses *dataset*, kemudian diproses menjadi kelas yang ada pada setiap foldernya.

### 3.3.3 **Pembagian Data**

Pembagian data dengan mengelompokkan data menjadi tiga bagian yaitu data *training*, data *testing*, data *validation*.

- **Data Training**

Data *training* digunakan sebagai bahan utama untuk pelatihan data. Pembagian data *training* yang akan dipakai sebanyak 70% dari keseluruhan gambar.

- **Data Testing**

Data *testing* digunakan untuk melakukan proses pengujian pada model yang ada. Data uji yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 20% dari jumlah keseluruhan citra.

- **Data Validation**

Data *validation* digunakan untuk membantu langkah penelitian data memakai *training*. Proses pelatihan dengan memakai data *training*, tahap validasi juga

diperlukan untuk mengecek kesesuaian data yang dimanfaatkan oleh model. Data *validation* yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 10% dari keseluruhan gambar.

### 3.3.4 *AlexNet*

Tahapan pelatihan model dalam penelitian ini menggunakan model *AlexNet*. Pelatihan data tersebut menggunakan *tools google colab* dan *jupyter notebook* menggunakan beberapa *hyperparameter*. *Hyperparameter* berguna sebagai pendukung keberhasilan model dalam melakukan pelatihan dan pengujian data. Nilai *hyperparameter* yang dipakai dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. *Hyperparameter* model

<i>Hyperparameter</i>	Jenis/Nilai
<i>Epoch</i>	20
<i>Batch-size</i>	8
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning-rate</i>	0, 0001

### 3.3.5 Hasil Akurasi

Hasil akurasi pelatihan model menunjukkan kemampuan model dalam mengenali, menerapkan, mengelompokkan pola yang ada dalam data. Model yang mencapai tingkat akurasi pelatihan tinggi, ini menandakan bahwa model telah berhasil menguasai pelatihan dengan baik, namun hal ini tidak selalu mengindikasikan sejauh mana kinerja model saat mempelajari data yang belum dikenali sebelumnya.

### 3.3.6 *Confusion Matrix*

*Confusion Matrix* dilaksanakan sesudah pelatihan model menggunakan data latih dan validasi. Data pengujian dipakai untuk menunjukkan keberhasilan model yang sudah dilatih. Hasil dari keberhasilan model dianalisis dengan *confusion matrix* untuk menentukan besar *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*.

## **V. KESIMPULAN DAN SARAN**

### **5.1. Kesimpulan**

Kesimpulan yang didapatkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan adalah model *AlexNet* memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan citra, meskipun ada beberapa kesalahan dalam mengklasifikasikan citra yang memiliki pola dan posisi yang hampir serupa.

### **5.2. Saran**

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya yaitu sebagai berikut:

1. Menambahkan jumlah gambar perkelasnya dengan lebih beragam dan jenis pohon daun jarum guna meningkatkan tingkat akurasi model.
2. Menggunakan *hyperparameter* dengan nilai yang lebih besar dari penelitian ini supaya mendapatkan akurasi model yang lebih tinggi.
3. Menggunakan arsitektur CNN yang lainnya seperti *Lenet*, *MobileNet*, *EfficientNet* dan lain sebagainya untuk membandingkan hasil akurasinya supaya memperoleh hasil yang optimal
4. Mengembangkan penelitian menjadi bentuk aplikasi berbasis *website* ataupun *mobile* untuk mendeteksi kelas kerapatan dan transparansi tajuk secara langsung.

.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adi Nugroho, P., Fenriana, I. and Arijanto, R. (2020) ‘Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia’. *JURNAL ALGOR*, 2(1), pp. 12–21. Available at: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>.
- Afaq, S. and Rao, S. (2020) ‘Significance Of Epochs On Training A Neural Network’. *International Journal Of Scientific & Technology Research*, 9(2). Available at: [www.ijstr.org](http://www.ijstr.org).
- Afrisal, H. (2019) ‘Metode Pengenalan Tempat Secara Visual Berbasis Fitur CNN Untuk Navigasi Robot Di Dalam Gedung Visual Place Recognition Method Based-on CNN Features for Indoor Robot Navigation’. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 7(2). DOI: 10.14710/jtsiskom.7.2.2019.47.
- Agusti Randa, R., Fernando Manurung, T. and Artuti, H. (2022) ‘Identifikasi Morfologi Jenis Pohon Tengkawang (Shorea Spp.) Di Desa Mamek Kabupaten Landak’. *Jurnal Lingkungan Hutan Tropis*, 1(1), pp. 53–58.
- Almryad, A.S. and Kutucu, H. (2020) ‘Automatic Identification for Field Butterflies by Convolutional Neural Networks’. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(1), pp. 189–195. DOI: 10.1016/j.jestch.2020.01.006.
- Alzubaidi, L. *et al.* (2021) ‘Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions’. *Journal of Big Data*, 8(1). DOI: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- Arsal, M., Agus Wardijono, B. and Anggraini, D. (2020) ‘Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN’. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(1), pp. 55–63. DOI: 10.25077/teknosi.v6i1.2020.55-63.

- Awaludin, I. *et al.* (2022) ‘Analisis Kinerja ResNet-50 Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Robusta’. *Jurnal Informatika*, 9(2). Available at: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>.
- Beeharry, Y. and Bassoo, V. (2020) ‘Performance of Ann and Alexnet for Weed Detection Using Uav-Based Images’. In *2020 3rd International Conference on Emerging Trends in Electrical, Electronic and Communications Engineering, ELECOM 2020 - Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 163–167. DOI: 10.1109/ELECOM49001.2020.9296994.
- Bintoro, A. (2020) ‘Analisis Kondisi Tegakan Damar (Shorea Javanica) Di Universitas Lampung Pada Masa Penanaman 2005’. *Talenta Conference Series: Agricultural and Natural Resources (ANR)*, 3(1), pp. 25–31. DOI: 10.32734/anr.v3i1.829.
- Borugadda, P., Lakshmi, R. and Govindu, S. (2021) ‘Classification of Cotton Leaf Diseases Using AlexNet and Machine Learning Models’. *Current Journal of Applied Science and Technology*, pp. 29–37. DOI: 10.9734/cjast/2021/v40i3831588.
- Dan, S. and Iskandar, T. (2018) ‘Penilaian Kesehatan Kebun Benih Semai Pinus Merkusii Dengan Metode FHM (Forest Health Monitoring) Di KPH Sumedang’. *Jurnal Silvikultur Tropika*, 09(02), pp. 99–108.
- Dhimas Syahfitra, F., Syahputra, R. and Putra, K.T. (2017) ‘Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network as a Forecasting System of Power Transformer Peak Load at Bumiayu Substation’. *Journal of Electrical Technology UMY (JET-UMY)*, 1(3), pp. 118–125.
- Djoko, G. *et al.* (2019) *Taman Hutan Raya Wan Abdul Rachmat Lampung*. Bandar Lampung: Pusaka Media.
- Fadillah, R.Z. *et al.* (2021) ‘Data Augmentasi Untuk Mengatasi Keterbatasan Data Pada Model Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)’. *Jurnal Informatika*, 8(2), pp. 208–214. Available at: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>.
- Fitra Maulana, F. and Rochmawati, N. (2019) ‘Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network’. *Journal of Informatics and Computer Science*, 01, pp. 104–108.
- Gadek, P.A. *et al.* (2000) ‘Relationships within Cupressaceae Sensu Lato: A Combined Morphological and Molecular Approach’. *American Journal of Botany*, 87(7), pp. 1044–1057. DOI: 10.2307/2657004.

- Hastuti., Mappamiring. and Abdi. (2021) *Pengelolaan Kawasan Hutan Lindung Di Unit Pelaksana Teknis Kesatuan Pengelolaan Hutan Mata Allo Kabupaten* <https://journal.unismuh.ac.id/index.php/kimap/index>.
- Ilahiyah, S. and Nilogiri, A. (2018) 'Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network'. *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia*, 3, pp. 49–56.
- Imanuddin, R. *et al.* (2020) 'Reforestation and Sustainable Management of Pinus Merkusii Forest Plantation in Indonesia: A Review'. *Forests*, 11(12), pp. 1–22. DOI: 10.3390/f11121235.
- Irfansyah, D. *et al.* (2021) 'Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi'. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, 6(2). Available at: <https://data.mendeley.com/datasets/c5yvn32dzg/2>.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012) *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. Available at: <http://code.google.com/p/cuda-convnet/>.
- Kurniawan, M.A. and Rahman, A. (2022) *Kajian Terhadap Pemberian Hak Garap Atas Tanah Di Kawasan Hutan Lindung (Studi Desa Pengoros)*. Available at: <http://journal.unram.ac.id/index.php/privateland/index>.
- Melaponty., Togar Fernando Manurung. and Fahrizal. (2019) *Keanekaragaman Jenis Vegetasi Tegakan Hutan Pada Kawasan Hutan Kota Bukit Senja Kecamatan Singkawangan Tengah Kota Singkawang*.
- Pertiwi, D., Safe'i, R. and Kaskoyo, H. (2020) 'Kesehatan Hutan Di Blok Koleksi Tumbuhan Dan/Atau Satwa TAHURA Wan Abdul Rachman Provinsi Lampung Forest Health at Wan Abdul Rachman Forest Park Lampung Province'. *Jurnal Hutan Tropis*, 8, pp. 251–259.
- Pertiwi, D., Safe, R. and Kaskoyo, H. (2019) 'Identifikasi Kondisi Kerusakan Pohon Menggunakan Metode Forest Health Monitoring Di Tahura WAR Provinsi Lampung'. *Jurnal Perennial*, 15(1), pp. 1–7. Available at: <http://journal.unhas.ac.id/index.php/perennial>.
- Puspitojati, T. (2011) *The Issues of Forest and Non Wood Definition in Relation to the Development of NWFP Through Forest Estate*.

- Rochmawati, N., Hidayati, H. and Yamasan, Y. (2021) ‘Analisa Learning Rate Dan Batch Size Pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep Learning Dengan Optimizer Adam’. *JIEET*, 05.
- Safe’i, R. and Tsani, K.M. (2016) *Kesehatan Hutan; Penilaian Kesehatan Hutan Menggunakan Teknik Forest Health Monitoring*. Yogyakarta: Plantaxia.
- Samis, Y.P. and Arlita, T. (2023) ‘Potensi Produksi Getah Pinus (Pinus Merkusii) Pada Kelas Diameter Batang Berbeda Menggunakan Sistem Koakan’. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 8(1), pp. 665–672. Available at: [www.jim.unsyiah.ac.id/JFP](http://www.jim.unsyiah.ac.id/JFP).
- Sanjaya, J. and Ayub, M. (2020) ‘Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, Dan Mixup’. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6(2), pp. 311–323. DOI: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
- Setiawan, W. (2019) ‘Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus’. *Jurnal Ilmiah SimanteC*, 7(2).
- Shorten, C. and Khoshgoftaar, T.M. (2019) ‘A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning’. *Journal of Big Data*, 6(1), pp. 1–48. DOI: 10.1186/s40537-019-0197-0.
- Suranto, Y. (2012) ‘Aspek Kualitas Kayu Dalam Konservasi Dan Pemugaran Cagar Budaya Berbahan Kayu’. *Jurnal Konservasi Cagar Budaya Borobudur*, 6, pp. 87–93.
- Thiodorus, G. *et al.* (2021) ‘Klasifikasi Citra Makanan/Non Makanan Menggunakan Metode Transfer Learning Dengan Model Residual Network’. *Teknologi*, 11(2), pp. 74–83. DOI: 10.26594/teknologi.v11i2.2402.
- Widya Ulfia, S. (2019) ‘Inventarisasi Keanekaragaman Tumbuhan Tingkat Tinggi Di Kecamatan Medan Amplas Kota Medan Propinsi Sumatera Utara’. *Biology Education Science and Technology*, 2(01), pp. 15–20.
- Wulandari, I., Yasin, H. and Widiharih, T. (2020) ‘Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)’. *Jurnal Gaussian*, 9(3). <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>.