

## Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)*

Errissya Rasywir<sup>1</sup>, Rudolf Sinaga<sup>2</sup>, Yovi Pratama<sup>3</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Universitas Dinamika Bangsa Jambi

e-mail: <sup>1</sup>errissya.rasywir@gmail.com, <sup>2</sup>rudolfverdinan@gmail.com, <sup>3</sup>yovi.pratama@gmail.com

**Abstract** - Jambi Province is a producer of palm oil as a mainstay of commodities. However, the limited insight of farmers in Jambi to oil palm pests and diseases affects oil palm productivity. Meanwhile, knowing the types of pests and diseases in oil palm requires an expert, but access restrictions are a problem. This study offers a diagnosis of oil palm disease using the most popular concept in the field of artificial intelligence today. This method is deep learning. Various recent studies using CNN, say the results of image recognition accuracy are very good. The data used in this study came from oil palm image data from the Jambi Provincial Plantation Office. After the oil palm disease image data is trained, the training data model will be stored for the process of testing the oil palm disease diagnosis. The test evaluation is stored as a configuration matrix. So that it can be assessed how successful the system is to diagnose diseases in oil palm plants. From the testing, there were 2490 images of oil palm labeled with 11 disease categories. The highest accuracy results were 0.89 and the lowest was 0.83, and the average accuracy was 0.87. This shows that the results of the classification of oil palm images with CNN are quite good. These results can indicate the development of an automatic and mobile oil palm disease classification system to help farmers.

**Keywords:** Image, CNN, Classification, Confussion Matrix.

**Abstrak** - Provinsi Jambi merupakan penghasil kelapa sawit sebagai komoditas andalan. Namun keterbatasan wawasan para petani di Jambi terhadap hama dan penyakit kelapa sawit mempengaruhi produktivitas kelapa sawit. Sementara untuk mengetahui jenis hama dan penyakit pada kelapa sawit membutuhkan tenaga ahli, namun pembatasan akses menjadi kendala. Studi ini menawarkan diagnosis penyakit kelapa sawit dengan menggunakan konsep paling populer di bidang kecerdasan buatan saat ini. Metode ini adalah pembelajaran mendalam. Berbagai penelitian terbaru yang menggunakan CNN menyebutkan hasil akurasi pengenalan citra sangat baik. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data citra kelapa sawit dari Dinas Perkebunan Provinsi Jambi. Setelah data citra penyakit kelapa sawit dilatih, model data pelatihan akan disimpan untuk proses pengujian diagnosis penyakit kelapa sawit. Evaluasi pengujian disimpan sebagai matriks konfigurasi. Sehingga dapat dinilai seberapa berhasil sistem diagnosa penyakit pada tanaman kelapa sawit. Dari pengujian didapatkan 2490 citra kelapa sawit berlabel 11 kategori penyakit. Hasil akurasi tertinggi 0,89 dan terendah 0,83 serta rata-rata akurasi 0,87. Hal ini menunjukkan bahwa hasil klasifikasi citra kelapa sawit dengan CNN sudah cukup baik. Hasil ini dapat menunjukkan pengembangan sistem klasifikasi penyakit kelapa sawit yang otomatis dan mobile untuk membantu petani.

**Kata kunci:** Citra, CNN, Klasifikasi, Confussion Matrix.

### PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan tanaman perkebunan yang digunakan untuk industri (Mustaqim, 2013). Provinsi Jambi merupakan salah satu wilayah di Indonesia penghasil sawit sebagai andalan komoditas. Namun, terbatasnya wawasan petani di Jambi terhadap hama dan penyakit tanaman kelapa sawit dapat membuat berkurangnya produktivitas kelapa sawit. Untuk mengetahui jenis hama dan penyakit pada kelapa sawit diperlukan seorang ahli atau pakar pertanian dan perkebunan (Fajri, 2014; Sidauruk & Pujianto, 2017). Sedangkan akses maupun jumlah pakar pertanian terbatas untuk mengatasi masalah tersebut (Mustaqim, 2013).

Melalui penerapan pengolahan citra berbasis kecerdasan buatan (Sarno & Sidabutar, 2015), penelitian ini mencoba membantu petani untuk meminimalisir kesalahan dalam menentukan hama dan penyakit pada kelapa sawit. Dengan aplikasi mobile berbasis android yang dapat menganalisis gambar tumbuhan kelapa sawit secara *realtime* diharapkan penerapan aplikasi ini mempermudah petani sawit.

Penelitian ini menawarkan diagnosis penyakit tanaman sawit dengan menggunakan konsep yang paling populer di dunia kecerdasan buatan saat ini (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). Metode tersebut adalah *Deep learning* (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). Karena data yang diolah adalah data gambar, maka metode deep learning yang digunakan adalah algoritma khusus pengolah

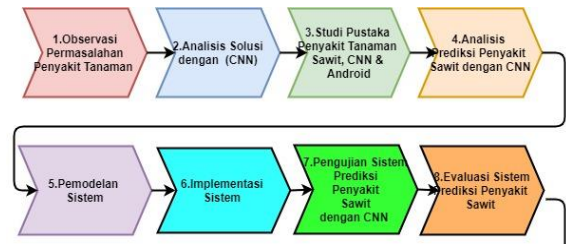
citra yang disebut Convolutional Neural Network (CNN) (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). Berbagai penelitian terbaru yang menggunakan CNN (Zhang & Mu, 2017), menyebutkan hasil akurasi pengenalan gambar sangat baik. Bahkan Google dan Facebook menerapkan algoritma ini untuk proses pengenalan wajah (Ranjan, Patel, & Chellappa, 2015).

Penelitian sebelumnya mengenai diagnosis penyakit tanaman antara lain menggunakan metode Naive Bayes untuk mendiagnosa penyakit pada tanaman jagung (Mahua, 2018; Rasywir & Purwarianti, 2015; Sidauruk & Pujianto, 2017). Kemudian diagnosa hama dan penyakit tanaman kelapa sawit menggunakan metode *Dempster Shafer* dan *Support Vector Machine* (Fajri, 2014; Shen, Bui, Cong, & Hsu, 2015). Namun, penelitian tersebut berfokus sebagai sistem pakar yang mana penyakit hanya bisa dideteksi berdasarkan knowledge yang disimpan dalam sistem dan sistem meminta inputan gejala agar bisa mendiagnosa. Namun, dengan pengolahan citra, diagnosa penyakit tanaman sawit hanya membutuhkan citra atau foto tumbuhan lalu aplikasi akan menganalisis ciri berdasarkan data *training*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data gambar tanaman sawit dari Dinas Perkebunan provinsi Jambi terletak di Jl. M. Yusuf Singedekane, Telanaipura, Jambi, Kota Jambi. Setelah data gambar penyakit tanaman sawit dilatih, maka model data latih akan disimpan untuk proses pengujian diagnosis penyakit tanaman sawit. Evaluasi pengujian disimpan sebagai *confussion matrix*. Sehingga dapat dinilai seberapa berhasil sistem mendiagnosa penyakit pada tanaman sawit.

Penelitian ini merumuskan bagaimana menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Sistem Diagnosis Penyakit Tanaman Sawit. Selain itu, kami menganalisis bagaimana hasil evaluasi serta analisis dari Implementasi Sistem Diagnosis Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Sehingga, tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan dan mengevaluasi hasil evaluasi serta analisis dari implementasi Sistem Diagnosis Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Dari penelitian ini kami harap hasil riset ini memudahkan petani untuk menentukan hama dan penyakit pada tanaman kelapa sawit dalam memberikan kesimpulan, selain itu penelitian ini mampu mengetahui hasil penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada sistem prediksi penyakit tanaman sawit.

## METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian ini dijelaskan mengenai alur penelitian analisis dan implementasi Sistem Diagnosis Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) .



Gambar 1. Alur Metodologi Klasifikasi Penyakit Tanaman Sawit.

### 1. Observasi Permasalahan Penyakit Tanaman Sawit.

Kelapa sawit merupakan tanaman atau tumbuhan industri perkebunan yang digunakan sebagai penghasil minyak, baik untuk industri, ataupun bahan bakar. Kelapa Sawit terdiri dari dua jenis spesies yaitu *elaeis guineensis* dan *elaeis oleifera* yang digunakan untuk komersial produksi minyak kelapa sawit, bahan pangan dan industri sabun (Fajri, 2014; Sidauruk & Pujianto, 2017).

Provinsi Jambi merupakan salah satu wilayah di Indonesia penghasil Sawit dan menjadi andalan komoditas di provinsi Jambi. Berdasarkan data statistik di Provinsi Jambi (2017) mempunyai total areal perkebunan sawit seluas 689.966 hektar yang memproduksi 1.600.000 ton/tahun sawit. Oleh karena itu, perlu dilakukan usaha untuk meningkatkan produksi kelapa sawit. Namun, tanaman ini dapat diserang penyakit dan hama yang menyebabkan kerugian bagi petani sehingga mengganggu pertumbuhan dan hasil produksi (Nurhatika, 2013). Misalnya pada tahun 2018 kelapa sawit di Provinsi Jambi banyak terkena penyakit daun kering dan *pestalotia sp*.



Gambar 2. Hama Belalang dan Gejala Yang Ditimbulkan.



Gambar 3. Hama Rayap dan Gejala Yang Ditimbulkan.



Gambar 4. Penyakit Busuk Daun



Gambar 5. Penyakit Busuk Pangkal (Jamur Genoderma)

Gambar 2, 3, 4 dan 5 merupakan contoh dataset gambar kondisi kelapa sawit yang akan diklasifikasi. Dengan penerapan pengolahan citra berbasis kecerdasan buatan, penelitian ini mencoba membantu petani untuk meminimalisir kesalahan dalam menentukan hama dan penyakit pada kelapa sawit melalui gambar atau foto tanaman. Aplikasi *mobile* berbasis *android* (Mustaqim, 2013) yang dibangun dapat menganalisis gambar tumbuhan kelapa sawit secara *realtime* diharapkan penerapan aplikasi ini mempermudah petani sawit

## 2. Pengumpulan Data Gambar Kelapa Sawit Berpenyakit.

Data pada tabel 1 berikut ini adalah daftar nama penyakit yang terdapat pada tanaman kelapa sawit. Untuk data gambar yang digunakan sebagai data training dalam klasifikasi citra dengan CNN, telah tersedia data citra dengan label penyakit seperti nama yang terdapat dalam kolom pertama di tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Daftar Nama Penyakit, Kode dan Jumlah Kelas Penyakit.

Nama Penyakit	Kode	
	Penyakit	Jumlah
Bercak Daun	Bercak Daun	kelas
Penyakit Bercak Daun	PBD	187
Penyakit Busuk Daun Antroksa	PDA	274
Penyakit Karat Daun	PKD	246
Penyakit Tajuk Daun	PTD	346

Penyakit Busuk Kuncup	PBK	192
Penyakit Busuk Pangkal.	PBP	260
Ulat Api atau <i>Setora nitens</i>	SN	237
Tungau Merah atau <i>Oligonychus</i> .	O	187
Kumbang Tanduk atau <i>Orycte rhinoceros</i> .	O	265
Penggerek Tandan Buah. <i>Nematoda</i>	PTB	234
<i>Rhadinaphelenchus</i>	NRC	62
<i>Cocophilus</i> .		

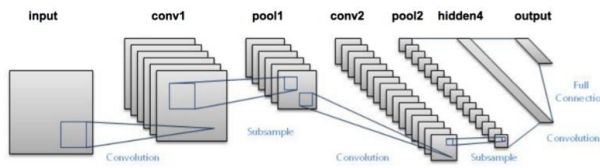
## 3. Penerapan Klasifikasi Penyakit Tanaman Sawit dengan CNN.

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah algoritma jaringan saraf mendalam, yang paling umum diterapkan untuk menganalisis gambar visual. CNN adalah multilayer perceptron yang setiap neuronnya terhubung ke semua neuron di lapisan berikutnya. Namun, CNN mampu menemukan pola hierarkis dalam data dan mengumpulkan piksel yang lebih kompleks dari piksel yang lebih kecil dan lebih sederhana. Oleh karena itu, performa CNN dalam keterhubungan dan kompleksitas piksel gambar sangat baik.

Algoritma CNN berdasarkan proses biologis konektivitas antara neuron menyerupai organisasi korteks visual hewan. CNN menggunakan prapemrosesan yang lebih sedikit dibandingkan dengan algoritma klasifikasi gambar lain. CNN mempelajari filter yang dalam algoritma gambar biasa. CNN sudah banyak digunakan dalam aplikasi pengenalan gambar dan video, sistem pemberi rekomendasi, klasifikasi gambar, analisis gambar medis, dan pemrosesan bahasa alami.

CNN pertama kali diperkenalkan oleh Yann LeCun pada tahun 1988. CNN merupakan salah satu metode yang mengawali kemunculan dan kesuksesan *Deep Learning*. Yang membedakan CNN dengan ANN adalah CNN memiliki arsitektur tambahan yang dioptimisasi untuk fitur yang ada pada citra input. komponen-komponen utama (gambar 6) yang ada di dalam CNN antara lain :

- *Input layer*
- *Convolution Layer*
- *Activation Function*
- *Pooling Layer*
- *Fully Connected Layer*



Gambar 6. Arsitektur Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

#### 4. Analisis Matematis Prediksi Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode CNN

Memahami Konvolusi Gambar. Sekarang kita telah membahas dasar-dasar kernel, mari kita bicara tentang istilah matematika yang disebut konvolusi. Dalam pemrosesan gambar, sebuah konvolusi membutuhkan tiga komponen:

- Gambar masukan.
- Matriks kernel yang akan kita terapkan pada gambar masukan.
- Gambar keluaran untuk menyimpan keluaran dari gambar masukan yang berbelit-belit dengan kernel.

Berikut ini adalah langkah algoritma CNN yang kami terapkan untuk melakukan klasifikasi citra gambar pada dataset kelapa sawit yang telah kami kumpulkan

- Pilih koordinat  $(x, y)$  dari gambar asli.
- Tempatkan pusat kernel pada koordinat  $(x, y)$  ini.
- Ambil perkalian bijak dari wilayah gambar masukan dan kernel, lalu jumlahkan nilai dari operasi perkalian ini menjadi satu nilai. Jumlah dari perkalian ini disebut keluaran kernel.
- Gunakan koordinat  $(x, y)$  yang sama dari Langkah # 1, tetapi kali ini, simpan output kernel di lokasi  $(x, y)$  yang sama dengan gambar output.

#### 5. Kompilasi Data Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode CNN.

Di bawah ini merupakan manual proses konvolusi pada wilayah  $3 \times 3$  gambar dengan kernel  $3 \times 3$  yang digunakan (operator konvolusi yang digunakan adalah  $*$ ):

$$MC = \sum[1/9 * MK * MI] \dots \dots \dots (1)$$

MC : Matriks Hasil *Convolutional*

MK : Matriks Kernels

MI : Matriks Intensitas Citra Hasil

#### E. Confussion Matrix (MSE)

Pemrosesan citra dalam penelitian ini termasuk ke dalam bentuk klasifikasi *multi-class*. Data masukan yang berupa foto tanaman kelapa sawit diklasifikasikan menjadi beberapa kelas penyakit

dan hama. Sebagai contoh sistem dapat mengklasifikasikan jenis penyakit seperti :

- Penyakit Bercak Daun (PBD).
- Penyakit Busuk Daun Antroksa (PDA).
- Penyakit Karat Daun (PKD).
- Penyakit Tajuk Daun (PTD).
- Penyakit Busuk Kuncup (PBK).
- Penyakit Busuk Pangkal (PBP).
- Ulat Api atau *Setora nitens*
- Tungau Merah atau *Oligonychus*.
- Kumbang Tanduk atau *Orycte rhinoceros*.
- Penggerek Tandan Buah.
- *Nematoda Rhadinaphelenchus Cocophilus*.

Bentuk klasifikasi multi-label pada dasarnya sama dengan *multi-class* dimana data dikelompokkan menjadi beberapa kelas, namun pada klasifikasi multi-label, data dapat dimasukkan dalam beberapa kelas sekaligus. Data *training* yang berupa citra dikelompokkan menjadi beberapa kelas penyakit dan hama di atas. Pengukuran kinerja dengan menggunakan *confusion matrix* ini mempunyai empat hasil pengukuran yakni:

- *True Negative* (TN):  
TN adalah jumlah data citra kelapa sawit yang diklasifikasikan salah (negatif) dan terdeteksi dengan benar.
- *False Positive* (FP):  
FP adalah jumlah data citra kelapa sawit yang diklasifikasikan salah (negatif) namun terdeteksi sebagai data klasifikasi benar (positif).
- *True Positive* (TP):  
TP adalah jumlah data citra kelapa sawit yang diklasifikasikan salah terdeteksi benar.
- *False Negative* (FN):  
FN adalah kebalikan dari *True Positive*.

Model pembentukan data positif, maupun data negatif dilakukan pada proses *training* yang dilakukan otomatis pada Sistem dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses evaluasi pada penelitian ini menggunakan evaluasi tersebut yang sangat cocok dalam mengevaluasi keakuratan hasil klasifikasi.

#### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, kami tampilkan hasil dari hasil uji coba kami menggunakan dataset yang kami bangun. Dari citra dataset gambar tentang penyakit pada kelapa sawit yang kami uji, dibawah ini adalah simulasi hasil dari pengolahan citra yang dihitung dengan proses *convolutional*. Disimulasikan citra berukuran  $3 \times 3$  dengan nilai kernel dibawah ini:

$$MO = \frac{1}{9} * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 223 & 98 & 57 \\ 89 & 112 & 178 \\ 153 & 210 & 231 \end{bmatrix}$$

$$MO = \begin{bmatrix} \frac{1}{9} * 223 & \frac{1}{9} * 98 & \frac{1}{9} * 57 \\ \frac{1}{9} * 89 & \frac{1}{9} * 112 & \frac{1}{9} * 178 \\ \frac{1}{9} * 153 & \frac{1}{9} * 210 & \frac{1}{9} * 231 \end{bmatrix}$$

$$MO = \sum \begin{bmatrix} 25 & 10 & 6 \\ 9 & 12 & 19 \\ 17 & 23 & 25 \end{bmatrix}$$

Berikut ini adalah cuplikan kode program yang kami running untuk seting ukuran dataset kami kedalam ukuran yang kami tentukan:

```
from skimage.exposure import rescale_intensity
import numpy as np
import argparse
import cv2
```

Cuplikan kode berikut ini merupakan proses konvolusi citra seperti pada simulasi pada bagian awal:

```
def convolve(citradaunsawit, kernelcitra):
    (iH, iW) = citradaunsawit.shape[:2]
    (kH, kW) = kernel.shape[:2]
    padCitra = (kW - 1) // 2
    citradaunsawit = cv2.copyMakeBorder(
        citradaunsawit, padCitra, padCitra, padCitra,
        padCitra,
        cv2.BORDER_REPLICATE)
    output = np.zeros((iH, iW), dtype="float32")
    for y in np.arange(pad, iH + padCitra):
        for x in np.arange(pad, iW +
            padCitra):
            roi = imagecitradaunsawit [y - padCitra:y
                + padCitra + 1, x - padCitra:x + padCitra + 1]
            k = (roi * kernelcitra).sum()
            outputcitra [y - padCitra, x - padCitra] = k
            outputcitra=rescale_intensity(output,
                in_range=(0, 255))
            outputcitra= (output* 255).astype("uint8")
            return outputcitra.
```

Cuplikan kode berikut ini merupakan proses konvolusi citra seperti pada simulasi pada bagian awal:

```
operatorlaplacian = np.nilaiArray((
    [0, 1, 0],
    [1, -4, 1],
    [0, 1, 0]), tippedata="int")
operatorsobelX = np.nilaiArray((
    [-1, 0, 1],
    [-2, 0, 2],
    [-1, 0, 1]), tippedata = "int")
operatorsobelY = np.nilaiArray((
    [-1, -2, -1],
    [0, 0, 0],
```

[1, 2, 1]), tippedata = "int")

Cuplikan kode di atas adalah kode program untuk melakukan proses konvolusi citra menggunakan operator Sobel dan Laplacian.

Tabel 2. Confussion Matrix Klasifikasi CNN Bagian I

	Kelas Dataset						
	PBD	PDA	PKD	PTD	PBK	PBP	
Kelas Terprediksi	PBD	34	28	14	26	2	32
PDA	2	64	12	5	8	3	
PKD	6	15	46	24	10	7	
PTD	28	28	23	89	11	20	
PBK	9	2	18	77	58	12	
PBP	3	27	20	30	8	97	
SN	27	24	21	32	3	11	
O	13	19	20	21	22	17	
O	20	26	7	21	33	22	
PTB	15	6	32	1	20	22	
NRC	30	35	33	20	17	17	

Tabel 2 di atas adalah data hasil confusion matrix hasil klasifikasi citra kelapa sawit antara kelas yang berlabel dengan kelas yang diprediksi dengan CNN. Tabel 2 diatas adalah data confusion matrix untuk Penyakit Bercak Daun, Penyakit Busuk Daun Antroksa, Penyakit Karat Daun, Penyakit Tajuk Daun, Penyakit Busuk Kuncup, dan Penyakit Busuk Pangkal.

Tabel 3. Confussion Matrix Klasifikasi CNN Bagian II

	Kelas Dataset					
	SN	O	O	PTB	NRC	
Kelas Terprediksi	PBD	3	32	9	7	21
PDA	28	7	28	15	7	
PKD	10	27	20	7	1	
PTD	18	18	18	4	10	
PBK	13	2	29	16	0	
PBP	26	1	2	22	8	
SN	68	20	24	14	10	
O	23	28	14	17	8	
O	13	19	84	5	0	
PTB	25	19	32	94	4	
NRC	10	14	5	33	7	

Tabel 3 di atas adalah data hasil confusion matrix hasil klasifikasi citra kelapa sawit antara kelas yang berlabel dengan kelas yang diprediksi dengan CNN. Tabel 3 diatas adalah data confusion matrix untuk Penyakit Ulat Api atau Setora nitens, Tungau Merah atau Oligonychus, Kumbang Tanduk atau Orycte rhinoceros, Penggerek Tandan Buah dan Nematoda Rhadinaphelenchus Cocophilus.

Tabel 4. Data Evaluasi Klasifikasi Citra Sawit Dengan CNN

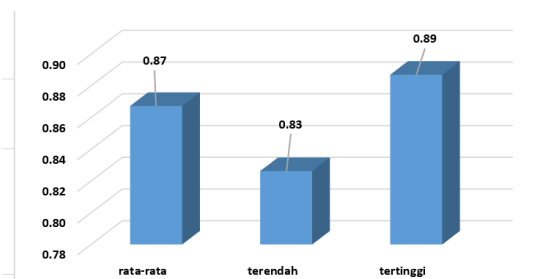
Kode	Keterangan	TP	TN	FP	FN
PBD	Penyakit Bercak Daun Penyakit Busuk Daun	34	2143	174	153
PDA	Antroksa	64	2115	115	210
PKD	Penyakit Karat Daun	46	2131	127	200
PTD	Penyakit Tajuk Daun	89	1980	178	257
PBK	Penyakit Busuk Kuncup	58	2134	178	134
PBP	Penyakit Busuk Pangkal.	97	2097	147	146
SN	Ulat Api atau Setora nitens	68	2081	186	169
O	Tungau Merah atau	28	2143	174	159

	<i>Oligonychus</i> .				
O	Kumbang Tanduk atau <i>Orycte rhinoceros</i> .	84	2073	166	181
PTB	Penggerek Tandan Buah. <i>Nematoda</i> <i>Rhadinaphelenchus</i>	94	2094	176	140
NRC	<i>Cocophilus</i> .	7	2214	214	69

Tabel 4 berisi hasil perhitungan TP (*True Positif*), TN (*True Negatif*), FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*). Perhitungan variabel TP, TN, FP dan FN ini diperoleh dari tabel 3 sebelumnya yang berisi jumlah kelas terprediksi dengan kelas terlabel dalam dataset hasil klasifikasi citra klapa sawit dengan CNN.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Citra Sawit Dengan CNN

Kode	Presisi	Recall	F1-score	Akurasi	Error
PBD	0.16	0.18	0.17	0.87	0.13
PDA	0.36	0.23	0.28	0.87	0.13
PKD	0.27	0.19	0.22	0.87	0.13
PTD	0.33	0.26	0.29	0.83	0.17
PBK	0.25	0.30	0.27	0.88	0.12
PBP	0.40	0.40	0.40	0.88	0.12
SN	0.27	0.29	0.28	0.86	0.14
O	0.14	0.15	0.14	0.87	0.13
O	0.34	0.32	0.33	0.86	0.14
PTB	0.35	0.40	0.37	0.87	0.13
NRC	0.03	0.09	0.05	0.89	0.11



Gambar 7. Akurasi Hasil Pengujian

Gambar 7 adalah hasil perhitungan akhir dalam bentuk visualisasi grafik yang menggambarkan seluruh citra data training sebanyak 2490 citra kelapa sawit berlabel penyakit. Selain akurasi terendah, tertinggi dan rata-rata juga dihitung nilai presisi, recall, f1-score dan nilai error akurasi yang terdapat pada tabel 5.

## KESIMPULAN

Dari pengujian sebanyak 2490 citra kelapa sawit berlabel penyakit 11 kategori. Diperoleh hasil akurasi tertinggi sebesar 0.89 dan terendah 0.83 serta rata-rata dengan akurasi 0.87. Hal ini menunjukkan bahwa hasil klasifikasi citra kelapa sawit dengan CNN cukup baik. Hasil ini dapat menjadi indikasi pengembangan sistem klasifikasi penyakit sawit otomatis dan mobile untuk membantu para petani.

## REFERENSI

- Fajri, R. I. (2014). Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Perkebunan*. Retrieved from <http://repository.usu.ac.id/handle/123456789/42256>
- Huang, B., Ou, Y., & Carley, K. M. (2018). Aspect level sentiment classification with attention-over-attention neural networks. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10899 LNCS, 197–206. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-93372-6\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-93372-6_22)
- Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147(July 2017), 70–90. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>
- Mahua, M. S. (2018). SISTEM PAKAR UNTUK MENDIAGNOSIS PENYAKIT TANAMAN JERUK ( LIMAU ) MENGGUNAKAN METODE BAYES. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 2(2), 196–202.
- Mustaqim, K. (2013). *Aplikasi Sistem Pakar Untuk Diagnosa Hama dan Penyakit Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Naive Bayes (STUDY KASUS : PT. Perkebunan Nusantara V)*.
- Nurhatika, S. (2013). *Sistem Pakar Untuk Mendiagnosis Penyakit Tanaman Kelapa Sawit*.
- Ranjan, R., Patel, V. M., & Chellappa, R. (2015). A deep pyramid Deformable Part Model for face detection. *2015 IEEE 7th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems, BTAS 2015*. <https://doi.org/10.1109/BTAS.2015.7358755>
- Rasywir, E., & Purwarianti, A. (2015). Eksperimen pada Sistem Klasifikasi Berita Hoax Berbahasa Indonesia Berbasis Pembelajaran Mesin. *Jurnal Cybermatika*, 3(2), 1–8. Retrieved from <http://cybermatika.stei.itb.ac.id/ojs/index.php/cybermatika/article/view/133>
- Sarno, R., & Sidabutar, J. (2015). Comparison of Different Neural Network Architectures for Software Cost Estimation. In *International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications Comparison* (pp. 68–73).
- Shen, S., Bui, A. A. T., Cong, J., & Hsu, W. (2015). An automated lung segmentation approach using bidirectional chain codes to improve nodule detection accuracy. *Computers in Biology and Medicine*, 57, 139–149. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2014.12.008>
- Sidauruk, A., & Pujiyanto, A. (2017). Sistem Pakar

Diagnosa Penyakit Tanaman Kelapa Sawit menggunakan Teorema Bayes. *Jurnal Ilmiah Data Manajemen Dan Teknologi Informasi*, 18(maret).

- Sun, C., Gan, C., & Nevatia, R. (2015). Automatic concept discovery from parallel text and visual corpora. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015 Inter*, 2596–2604. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.298>
- Zhang, Y., & Mu, Z. (2017). Ear detection under uncontrolled conditions with multiple scale faster Region-based convolutional neural networks. *Symmetry*, 9(4). <https://doi.org/10.3390/sym9040053>

### PROFIL PENULIS

Errissya Rasywir merupakan dosen yang aktif mengajar dan penelitian serta pengabdian di Universitas Dinamika Bangsa (UNAMA) Jambi. Bidang penelitian yang didalami antara lain adalah kecerdasan buatan,

pengolahan citra serta pengolahan teks. Menamatkan pendidikan S1 di Universitas Sriwijaya dan pendidikan S2 di Institut Teknologi Bandung. Selain itu, saat ini, juga menjabat Ketua Lembaga Penjaminan Mutu Pendidikan (LPMP) di UNAMA.

Rudolf Sinaga merupakan dosen yang aktif mengajar dan penelitian serta pengabdian di Universitas Dinamika Bangsa (UNAMA) Jambi. Bidang penelitian yang didalami antara lain adalah sistem informasi. Menamatkan pendidikan S2 di Universitas Dinamika Bangsa Jambi pada jurusan Magister Sistem Informasi.

Yovi Pratama merupakan dosen yang aktif mengajar dan penelitian serta pengabdian di Universitas Dinamika Bangsa (UNAMA) Jambi. Bidang penelitian yang didalami antara lain adalah kecerdasan buatan, pengolahan citra serta pengolahan teks. Selain aktif menjadi dosen, juga berperan aktif sebagai developer perangkat lunak. Terdapat banyak perangkat lunak yang telah dibangun untuk kepentingan pihak swasta maupun pemerintah di Kota Jambi.