

Bukti review publikasi naskah jurnal di Jurnal terakreditasi Nasional SINTA 1-2 dan hasil uji similarity (Turnitin)

JURNAL TEKNIK PERTANIAN LAMPUNG, ISSN : 2549-0818 , vol 13 no 1 Maret 2024.

Judul: “The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer”

Penulis: Badi Hariadi , Hermantoro Sastrohartono, **Andreas Wahyu Krisdiarto**, Sukarman, Septa Primananda, Tri Haryo Sagoro

[JTEP-L] Submission Acknowledgement 



Dr. Ir. Agus Haryanto, MP agusharyid65@gmail.com via [sendinblue.com](#)
to me ▾

08:44 (0 minutes ago) ☆ ↶ ⋮

Badi Hariadi:

Thank you for submitting the manuscript, "The Prediction of Oil Palm Leaf Nitrogen, Phosphate, and Potassium Concentrations using Hand-Held Spectrometer" to Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering). With the online journal management system that we are using, you will be able to track its progress through the editorial process by logging in to the journal web site:

Manuscript URL:

<https://jurnal.fp.unila.ac.id/index.php/JTP/author/submission/7612>

Username: badi_hariadi

If you have any questions, please contact me. Thank you for considering this journal as a venue for your work.

Dr. Ir. Agus Haryanto, MP
Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)

Jurnal Teknik Pertanian


<http://jurnal.fp.unila.ac.id/index.php/JTP>

email: jurnal.tep@fp.unila.ac.id or ae-journal@yahoo.com

#2731 REVIEW


SUMMARY **REVIEW** EDITING

SUBMISSION

Authors Andreas Wahyu Krisdiarto, Irya Wisnubhadra, Kuncoro H Widodo 

Title KENDALI JUMLAH DAN WAKTU BERANGKAT TRUK PENGANGKUT TBS UNTUK MINIMALISASI ANTRIAN DI PABRIK MINYAK KELAPA SAWIT

Section Articles

Editor Ahmad Tusi 

PEER REVIEW

ROUND 1

Review Version 2731-7255-1-RV.DOCX 2019-02-26



Initiated 2019-08-07

Last modified 2019-08-22

Uploaded file Reviewer A 2731-8345-1-RV.DOCX 2019-08-22
Reviewer B 2731-8338-1-RV.DOCX 2019-08-22

EDITOR DECISION

Decision Accept Submission 2019-11-04

Notify Editor  Editor/Author Email Record  2019-11-04

Editor Version None

Author Version 2731-8476-1-ED.DOCX 2019-09-06 DELETE
2731-8476-2-ED.DOCX 2019-11-04 DELETE

Upload Author Version No file chosen

#7612 REVIEW

SUMMARY REVIEW EDITING

SUBMISSION

Authors Badi Hariadi, Hermantoro Sastrohartono, Andreas Wahyu Krisdiarto, Sukarman Sukarman, Septa Primananda, Tri Haryo Sagoro

Title The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer

Section Articles

Editor Sugeng Triyono

PEER REVIEW

ROUND 1

Review 7612-24080-2-RV.DOCX 2023-07-31

Version

Initiated 2023-07-31

Last modified 2023-08-15

Uploaded file Reviewer A 7612-24529-1-RV.DOCX 2023-08-15
Reviewer B 7612-24492-1-RV.DOCX 2023-08-12

EDITOR DECISION

Decision Accept Submission 2024-01-29

Notify Editor Editor/Author Email Record 2023-09-14

Editor Version 7612-24121-1-ED.DOCX 2023-07-31
7612-24121-2-ED.DOCX 2023-08-25

Author Version 7612-24595-1-ED.DOCX 2023-08-21 DELETE
7612-24595-2-ED.DOCX 2023-09-11 DELETE

Upload Author Version No file chosen

00672823 JTEP Stats



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

OPEN JOURNAL SYSTEMS

NOTIFICATIONS

View Message

INDEXING JOURNAL



JOURNAL CONTENT

Search

Search Scope

Full

Search

Reverse

By Issue

By Author

By Title

Other Journals

FONT SIZE

HOME ABOUT USER HOME SEARCH CURRENT ARCHIVES

ANNOUNCEMENTS

Home > User > Author > Submissions > #7612 > Editing

#7612 EDITING

SUMMARY REVIEW EDITING

SUBMISSION

Authors Badi Hariadi, Hermantoro Sastrohartono, Andreas Wahyu Krisdiarto, Sukarman Sukarman, Septa Primananda, Tri Haryo Sagoro

Title The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer

Section Articles

Editor Sugeng Triyono

COPYEDITING

COPYEDIT INSTRUCTIONS

REVIEW METADATA	REQUEST	UNDERWAY	COMPLETE
1. Initial Copyedit	2023-09-22	—	2024-01-29
File: 7612-24136-1-CL.DOCX	2024-01-29		
2. Author Copyedit	2024-01-29	2024-01-29	2024-01-29
File Name	No file chosen	<input type="button" value="Upload"/>	
3. Final Copyedit	2024-01-29	—	2024-01-29
File Name			

Copyedit Comments No Comments

LAYOUT

Galley Format	FILE	
1. PDF VIEW/PDF	"#12-24135-1-PR.PDF"	2024-02-22 81
Supplementary Files	FILE	None

Layout Comments No Comments

PROOFREADING

REVIEW METADATA

REVIEW METADATA	REQUEST	UNDERWAY	COMPLETE
1. Author	2024-01-29	2024-01-29	2024-01-29
2. Proofreader	2024-01-29	—	2024-01-29
3. Layout Editor	2024-01-29	—	2024-01-29

Proofreading Corrections No Comments

PROOFING INSTRUCTIONS

JTEP Stats



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

Sertifikat Akreditasi



Article Template

ADDITIONAL MENU

TEMPLATE

EDITORIAL TEAM

AUTHOR GUIDELINES

REVIEWERS LIST

SUBMISSION GUIDE

ETHICS STATEMENT

FOCUS AND SCOPE

IMPORTANT EVENT

Journal Help

USER

You are logged in as...

[badi.hariadi](#)

[My Journals](#)

[My Profile](#)

[Log Out](#)

AUTHOR

Submissions

Active (1)

Archives (4)

New Submission

Tag Counter

Visitor Statistics

Prediksi Kadar Unsur Hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium Daun Kelapa Sawit Menggunakan Spektrometer Genggam

(The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf using Hand-Held Spectrometer)

ABSTRACT

A hand-held spectrometer can be used to evaluate oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) leaf nutrient contents without being destructive. This study aims to develop regression equations and analyze the performance of the prediction models for Nitrogen, Phosphate, and Potassium leaf nutrient contents. The dependent variable in this study was the result of the analysis of nutrient contents in frond number 17 which was carried out in the laboratory, while the independent variable was the leaf reflectance value scanned with a hand-held spectrometer. The Normalized Difference approach is used to create a vegetation index from the combination of reflectance values at two wavelengths. Vegetation index with the highest correlation value to the nutrient content of leaves, is used to make a prediction model for leaf nutrients using the Simple Linear Regression. The regression equation formed to predict the contents of nutrients N, P, and K respectively is $Y_N = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $Y_P = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $Y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. The RMSE values of the predicted contents of N, P, and K nutrients, respectively are 0.21, 0.01, and 0.13; and Correctness values of those nutrients respectively are 93.29%, 95.5%, and 88.81%.

Keywords: Hand-held spectrometer, oil palm, prediction, leaf nutrients contents

ABSTRAK

Alat spektrometer genggam dapat digunakan untuk mengevaluasi kadar unsur hara daun kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) tanpa destruktif. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan persamaan yang dapat digunakan pada alat spektrometer genggam Spectravue CI-710s dan menganalisis kinerja model prediksi kadar unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) daun. Variabel terikat pada penelitian ini merupakan hasil analisa kadar unsur hara pada sampel daun pelepah nomor 17 yang dilakukan di laboratorium, sedangkan variabel bebasnya merupakan nilai reflektan daun hasil pemindaian dengan alat spektrometer genggam. Pendekatan *Normalized Difference* digunakan untuk membuat indeks vegetasi dari kombinasi nilai reflektan pada dua panjang gelombang. Indeks vegetasi dengan nilai korelasi tertinggi terhadap kadar unsur hara daun, digunakan untuk membuat model prediksi kadar unsur hara daun dengan teknik analisis Regresi Linear Sederhana. Persamaan regresi yang terbentuk untuk memprediksi kadar unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah $Y_N = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $Y_P = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $Y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. Nilai RMSE dari kadar unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah 0,21, 0,01, dan 0,13; dan nilai ketepatan dari unsur hara tersebut masing-masing adalah 93,29%, 95,5%, dan 88,81%.

$\frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $Y_k = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. Nilai RMSE hasil prediksi kadar unsur hara N, P, dan K, berturut-turut adalah 0,21, 0,01, dan 0,13, sedangkan nilai *Correctness* hasil prediksi kadar unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah 93,29%, 95,5%, dan 88,81%.

Kata Kunci: Spektrometer genggam, kelapa sawit, prediksi, kadar unsur hara daun

1. Pendahuluan

Perkebunan merupakan salah satu subsektor pertanian yang berkontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), yaitu sekitar 3,63% terhadap total PDB Indonesia pada tahun 2020 (BPS, 2022). Komoditas perkebunan yang cukup penting bagi perekonomian di Indonesia, salah satunya adalah kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) dengan kemampuannya untuk menghasilkan minyak nabati yang banyak dibutuhkan oleh sektor industri (BPS, 2020). Indonesia menempati urutan pertama sebagai negara produsen minyak sawit dengan memproduksi lebih dari setengah minyak sawit dunia, diikuti oleh Malaysia yang memproduksi sekitar seperempatnya (FERN, 2022).

Permintaan minyak sawit dunia diproyeksikan akan terus mengalami tren kenaikan seiring dengan meningkatnya permintaan untuk memenuhi kebutuhan biodiesel, pangan dan industri, sehingga permintaan yang tinggi tersebut akan memicu kenaikan harga karena tidak diimbangi dengan peningkatan produksi akibat hambatan faktor budidayanya (CPOPC, 2022).

Berbicara tentang produktivitas kelapa sawit, rata-rata produktivitas aktual pada seluruh perkebunan kelapa sawit di Indonesia pada tahun 2019 adalah sebesar 3,7 Ton/Ha, dengan rincian 4,4 Ton/Ha dari perusahaan besar negara dan perusahaan besar swasta, dan 3,2 Ton/Ha dari perkebunan rakyat (BPS, 2021), sedangkan produktivitas potensial kelapa sawit per hektar adalah sekitar 8,9 ton minyak kelapa sawit ((Fairhurst & Griffiths, 2014), (Woittiez et al., 2017)). Dari kesenjangan produktivitas tersebut, terlihat bahwa masih terdapat potensi untuk meningkatkan produktivitas hasil perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

Salah satu cara untuk meningkatkan produktivitas tanaman kelapa sawit adalah dengan menerapkan praktik-praktik manajemen pemupukan yang baik. Manajemen nutrisi dan perawatan tanaman dengan cara yang baik telah terbukti dapat meningkatkan produktivitas kelapa sawit, baik secara jumlah maupun berat tandan yang dihasilkan (Griffiths & Fairhurst, 2003). Sebaliknya, manajemen pemupukan yang kurang efektif akan mengakibatkan penurunan produktivitas tanaman kelapa sawit hingga 50%, misalnya pada pohon yang tidak diberikan pupuk nitrogen dan kalium (Woittiez et al., 2017).

Rekomendasi pupuk yang akurat dapat dihitung melalui hasil analisis hara daun karena respon terhadap pupuk sangat berkorelasi dengan nilai hara daun (Prabowo, 2005). Analisis hara daun kelapa sawit umumnya menggunakan metode analisis kimia dari contoh daun yang diambil pada pelepah tanaman kelapa sawit pada pelepah nomor 17 (Von Uexkull, 1991). Metode ini biasa disebut dengan metode destruktif yang memerlukan waktu yang lama, apalagi untuk area perkebunan yang luas. Metode non-destruktif seharusnya sudah digunakan untuk mempercepat analisis hara daun ini (Jayaselan et al., 2017).

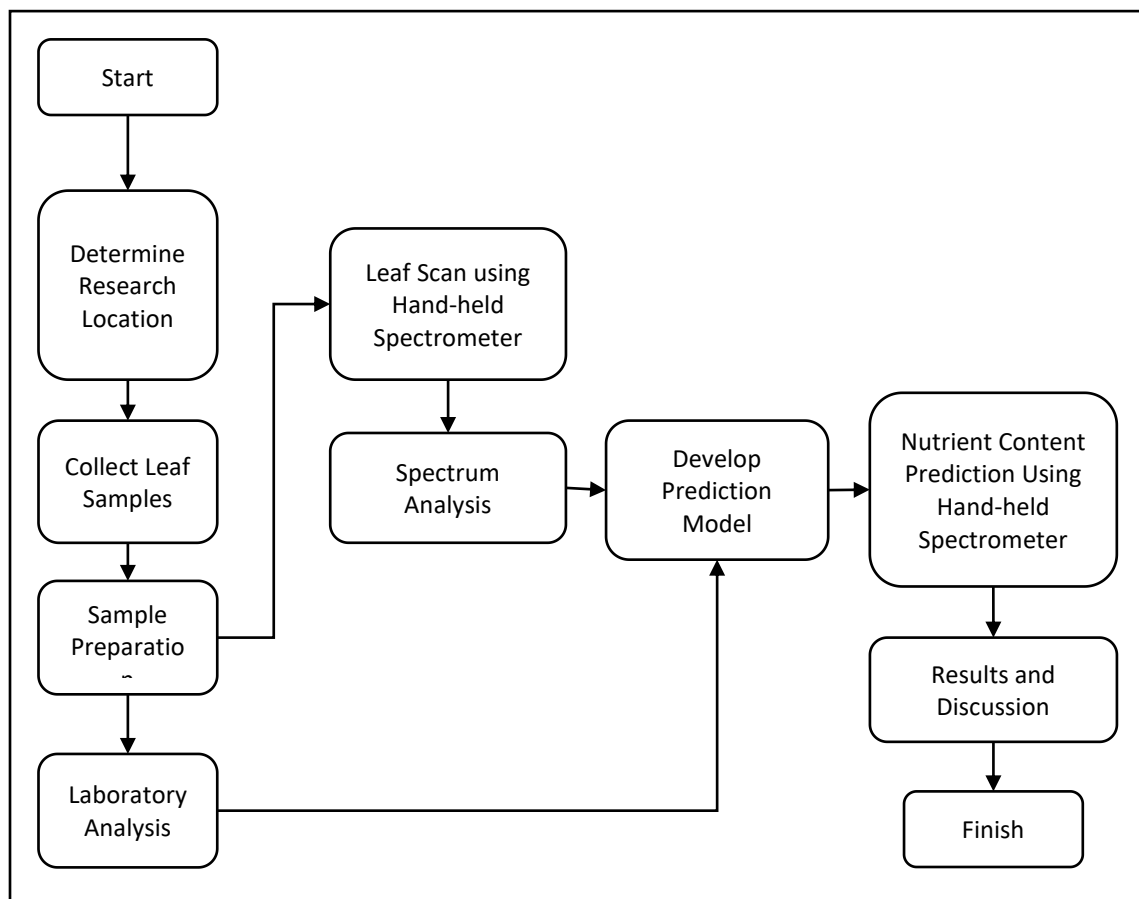
Luasnya lahan perkebunan kelapa sawit memerlukan dukungan teknologi, seperti teknologi komputasi kinerja tinggi, IOT (*Internet of Thing*), dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), agar

pengelolaan perkebunan dapat berjalan dengan efektif dan efisien (Sastrohartono et al., 2022). Salah satunya adalah spektrometer genggam Spectravue CI-710s yang mempunyai kemampuan untuk dimasukkan persamaan prediksi kandungan unsur hara daun kelapa sawit dengan keluarannya yang dapat secara langsung menyajikannya dalam bentuk %Dry Matter (%DM) untuk masing-masing unsur hara yang dianalisis.

Oleh karena itu, peneliti bermaksud untuk melakukan penelitian dengan memanfaatkan alat spektrometer genggam Spectravue Ci-710s tersebut untuk mengembangkan persamaan atau model prediksi kadar unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) pada daun kelapa sawit dan mengevaluasi kinerja model prediksi unsur hara tersebut.

2. Bahan dan Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metode deskriptif kuantitatif. Garis besar tahapan pelaksanaan penelitian adalah sebagai berikut: 1) tahap penentuan populasi dan sampel, 2) tahap pengambilan sampel daun, 3) tahap pemindaian dengan spektrometer genggam, 4) tahap analisa unsur hara daun di laboratorium, 5) tahap pengembangan model prediksi, 6) tahap implementasi model prediksi, dan 7) tahap evaluasi kinerja model prediksi.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

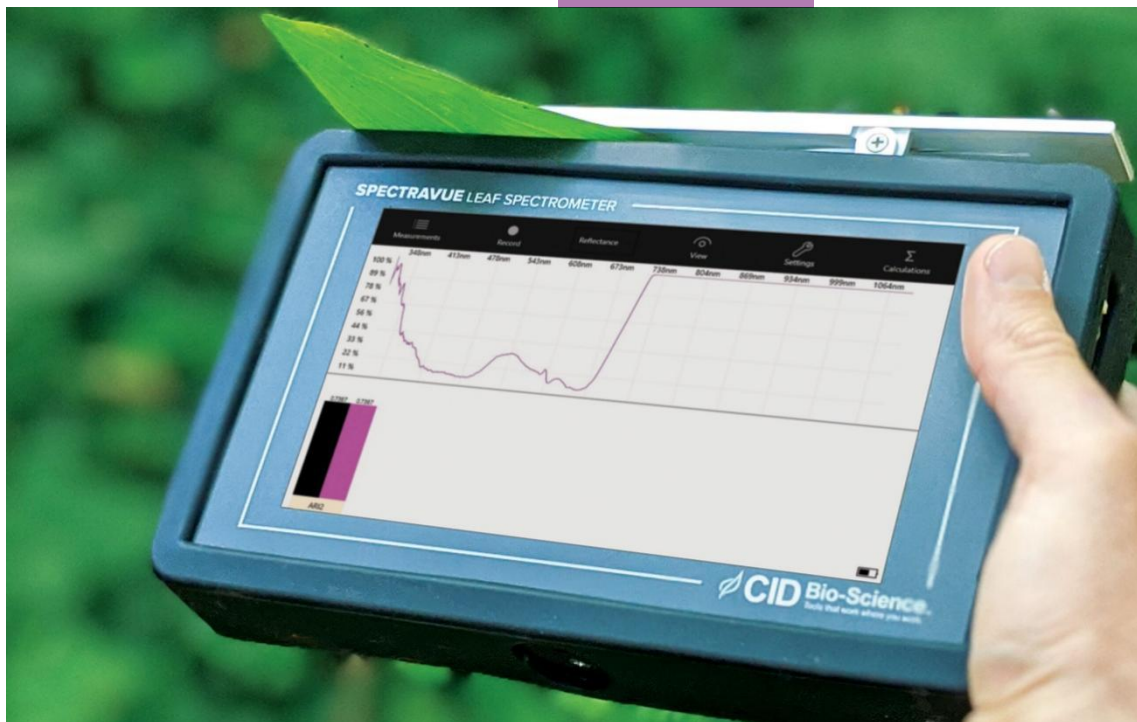
2.1. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah sampel daun kelapa sawit yang diambil dari pelepah nomor 17. Analisa daun pada pelepah nomor 17 merupakan metode yang umum digunakan untuk mengestimasi status kadar hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium pada tanaman kelapa sawit dengan usia di atas 2,5 tahun, karena kepekaannya terhadap unsur hara tersebut (Jayaselan et al., 2017; Rendana et al., 2015).

2.2. Alat Penelitian

Alat penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- 1) Perangkat keras spektrometer genggam merek Spectravue tipe CI-710s.

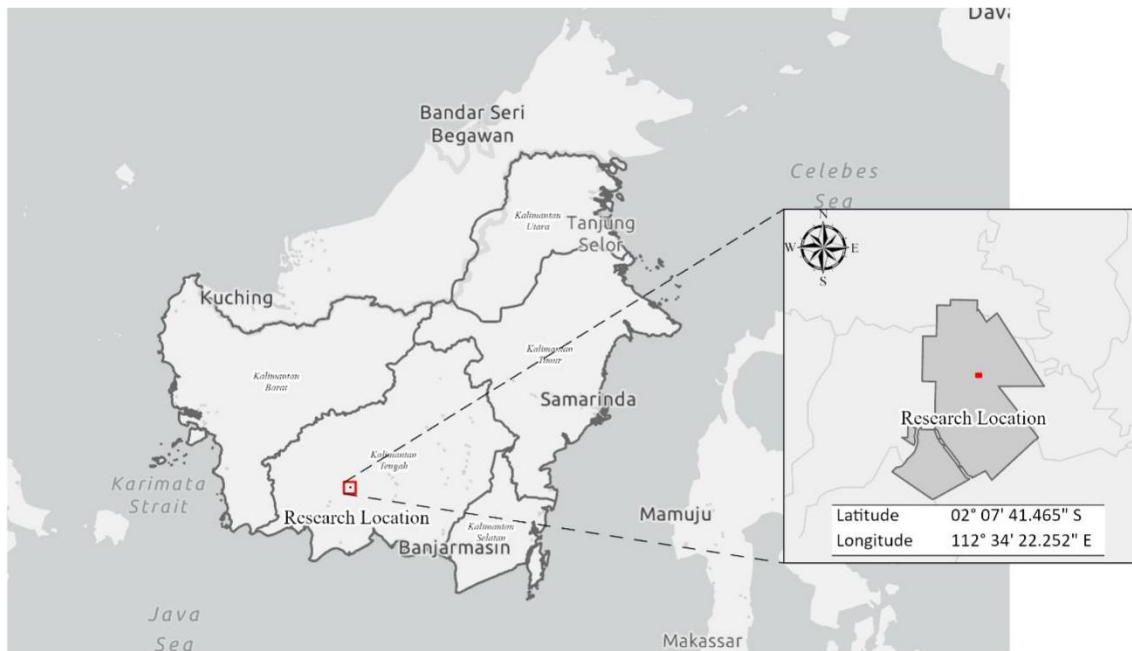


Gambar 2. Alat Spectravue CI-710s Leaf Spectrometer (Sumber: CID BioScience)

- 2) Perangkat keras laptop merek HP tipe ProBook, dengan spesifikasi prosesor Intel Core i7 generasi ketujuh dan RAM dengan kapasitas 8 GB.
- 3) Perangkat lunak Microsoft Excel untuk mempersiapkan data variabel penelitian.
- 4) Perangkat lunak Jupyter Notebook yang dijalankan pada aplikasi Google Chrome untuk menjalankan bahasa pemrograman Python.
- 5) Perangkat lunak Python *library* Pandas, scikit-learn, NumPy, Matplotlib, dan seaborn.

2.3. Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilakukan di salah satu perkebunan kelapa sawit di Kabupaten Kotawaringin Timur, Provinsi Kalimantan Tengah pada Februari sampai dengan Maret 2023. Jenis tanah pada lokasi penelitian adalah Entisols dengan topografi datar hingga bergelombang. Elevasi lokasi penelitian berkisar antara 10-50 meter di atas permukaan laut.



Gambar 3. Lokasi Penelitian pada koordinat $02^{\circ}07'41,465''S$, $112^{\circ}34'22,252''E$

2.4. Penentuan Populasi dan Sampel

Penelitian dilakukan pada area seluas lebih kurang 6 Ha, dengan populasi pohon kelapa sawit sebanyak 891 pohon, dengan tahun penanaman pada 2017.

Kriteria dalam penentuan populasi dan sampel adalah sebagai berikut:

- 1) Blok pohon kelapa sawit dengan usia tanam yang seragam dengan usia tanam <6 tahun, dengan tujuan agar spektrometer genggam dapat menjangkau pelepah yang dianalisis tanpa merusak pelepah tersebut.
- 2) Blok memiliki variasi kondisi tanaman yang secara kasat mata dapat dibedakan dengan jelas, yaitu memiliki tanaman yang tampak menguning atau terindikasi mengalami defisiensi hara hingga tanaman yang tampak hijau atau terindikasi sehat.
- 3) Sampel pohon kelapa sawit diambil sejumlah 133 pohon secara acak yang setara dengan luasan 1 Ha.

2.5. Pengambilan Sampel Daun

Cara dan tahapan pengambilan sampel daun yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- 1) Sampel daun diambil dari setiap sampel pohon kelapa sawit pada pelepah nomor 17, dari 133 pohon kelapa sawit yang dipilih secara acak.
- 2) Sampel daun yang diambil merupakan helai daun yang terdapat di bagian tengah pelepah, yang ditandai dengan terdapatnya bagian yang runcing pada bagian batang pelepah yang menghadap ke atas.
- 3) Helai daun yang diambil adalah sebanyak 12 helai, dengan rincian 6 helai dari bagian kanan pelepah dan 6 helai dari bagian kiri pelepah.
- 4) Ke-dua belas helai daun yang diambil sebagai sampel, dipotong pada bagian pangkal dan ujung, disisakan hanya pada bagian tengah, dengan panjang lebih kurang 20 cm, dan dibuang bagian lidinya.

- 5) Sampel daun yang telah dipotong dan dibuang lidinya, selanjutnya dimasukkan ke dalam kantong yang telah disediakan dan diberikan nomor identitas sampel.
- 6) Tahapan 1 sampai dengan 4 diulangi untuk seluruh sampel pohon, hingga diperoleh sampel dari pelepah nomor 17 sebanyak 133 sampel.
- 7) Seluruh sampel daun kemudian dibersihkan dari debu dan kotoran menggunakan kapas dan aquades (*distilled water*), sebelum dilakukan pemindaian menggunakan spektrometer genggam dan analisa kadar unsur hara di laboratorium.

2.6. Pemindaian Dengan Spektrometer Genggam

Sampel daun yang telah dikumpulkan dan dipisahkan ke dalam kantong-kantong beridentitas, selanjutnya dilakukan pemindaian dengan spektrometer genggam. Cara dan tahapan pemindaian sampel daun adalah sebagai berikut:

- 1) Pengaturan yang dilakukan terhadap alat spektrometer yang digunakan adalah:
 - a) Mode pemindaian: *Reflectance*
 - b) *Wavelength data increment* : 0,55 - 0,7 nm
 - c) Waktu integrasi: Otomatis
 - d) Rentang panjang gelombang: 360 - 1100 nm
- 2) Pemindaian dilakukan satu per satu untuk setiap sampel daun dan disesuaikan dengan identitas sampel.
- 3) Dari 12 helai daun yang diambil untuk masing-masing pelepah, dipilih 2 daun yang paling bersih untuk dipindai.
- 4) Pemindaian sampel daun dilakukan pada sisi *abaxial* daun pada 3 titik atau posisi, yaitu pada bagian ujung, tengah, dan pangkal daun. Setiap titik dipindai sebanyak 5 kali dan dirata-ratakan.

2.7. Analisa Unsur Hara Daun di Laboratorium

Sampel daun yang telah dibersihkan dan dipindai dengan spektrometer genggam, selanjutnya dianalisa kadar unsur haranya di laboratorium. Cara dan tahapan analisa unsur hara daun di laboratorium yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- 1) Sampel daun yang telah dibersihkan dimasukkan ke dalam amplop beridentitas untuk selanjutnya dikeringkan menggunakan oven pengering pada temperatur 80°C selama ± 12 jam. Pengeringan dilakukan untuk menghilangkan kandungan air dari jaringan tanaman untuk menghentikan reaksi enzimatik dan menstabilkan sampel (The Soil and Plant Analysis Council, 1998). Temperatur tersebut aman dari kehilangan unsur N, perubahan komposisi, dan perubahan protein (Unkovich et al., 2008).
- 2) Setelah sampel daun mengering, selanjutnya dilakukan penghalusan (*grinding*) agar didapatkan sampel halus untuk memastikan terjadinya homogenitas pada sampel tersebut (The Soil and Plant Analysis Council, 1998).
- 3) Sampel daun halus dianalisis kadar unsur hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium menggunakan prosedur standar di laboratorium EMU (R&D) – Wilmar Kalimantan Tengah.

2.8. Pengembangan Model Prediksi

Pengembangan model prediksi dilakukan dengan beberapa tahapan, di antaranya 1) persiapan data, 2) pemilihan model, 3) melatih model, 4) ujicoba model, dan 5) penggunaan model prediksi.

Rentang panjang gelombang yang digunakan pada penelitian ini adalah 400 – 900 nm, sehingga total variabel bebas yang dianalisis untuk tiap sampel daun adalah sebanyak 852 variabel yang selanjutnya digunakan untuk membuat indeks vegetasi. Unsur hara daun yang dianalisis adalah sebanyak 3 unsur hara, sehingga untuk tiap sampel daun, terdapat 3 variabel terikat yang dianalisis.

Indeks spektral dihitung dari kombinasi 2 variabel bebas dengan menggunakan persamaan *Normalized Difference* (ND):

$$X = \frac{(\rho_{\lambda 2} - \rho_{\lambda 1})}{(\rho_{\lambda 2} + \rho_{\lambda 1})} \quad (1)$$

dimana X adalah variabel bebas dalam bentuk indeks vegetasi yang terbentuk dari kombinasi 2 variabel bebas, yaitu nilai reflectance (ρ) pada panjang gelombang terpilih pertama (λ_1) dan kedua (λ_2). Sehingga, dari 852 variabel bebas, dengan rentang panjang gelombang 400 – 900 nm, dapat terbentuk indeks vegetasi sebanyak 362.526.

Metode yang digunakan untuk memilih panjang gelombang pertama (λ_1) dan kedua (λ_2) adalah metode *brute-force*, untuk mencari atau menyeleksi variabel manakah yang mempunyai korelasi paling kuat dengan variabel terikat, yaitu kandungan nutrisi Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K), daun kelapa sawit. Metode *brute-force* ini mempertemukan satu per satu semua variabel bebas (indeks vegetasi) dengan semua variabel terikat (Heule & Kullmann, 2017).

Variabel yang digunakan untuk analisis dipisahkan ke dalam 2 bagian, yaitu 70% dataset latih dan 30% dataset validasi. Pembuatan model prediksi menggunakan teknik statistik regresi linear sederhana dengan persamaan:

$$Y_N = \alpha_N + \beta_N \cdot x_N \quad (2)$$

$$Y_P = \alpha_P + \beta_P \cdot x_P \quad (3)$$

$$Y_K = \alpha_K + \beta_K \cdot x_K \quad (4)$$

dimana Y_N , Y_P , dan Y_K berturut-turut adalah nilai prediksi kadar unsur hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium (Kalium); α dan β adalah nilai *intercept* dan *slope* hasil analisa pembuatan model prediksi menggunakan teknik statistik regresi linear sederhana; dan X adalah indeks vegetasi dengan nilai korelasi tertinggi. Pengembangan model prediksi ini dilakukan dengan menggunakan aplikasi Jupyter-Notebook pada sebuah web browser dengan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan memanfaatkan modul Scikit-learn atau sklearn.

Tabel 1. Interpretasi nilai koefisien korelasi (Schober et al., 2018)

Koefisien Korelasi	Interpretasi
0,00 – 0,10	Korelasi sangat lemah (dapat diabaikan)
0,10 – 0,39	Korelasi lemah
0,40 – 0,69	Korelasi sedang
0,70 – 0,89	Korelasi kuat
0,90 – 1,00	Korelasi sangat kuat

Dataset validasi digunakan untuk menguji model prediksi yang terbentuk. Evaluasi kinerja model prediksi yang digunakan adalah sebagai berikut:

1) *Root Mean Square Error* (RMSE) (Chicco et al., 2021) dengan persamaan:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2} \quad (5)$$

Nilai RMSE semakin mendekati 0 (nol), maka kinerja model prediksi yang dibangun semakin baik, sebaliknya, nilai RMSE menjauh dari 0 (nol) hingga tak terhingga, maka kinerja model prediksi dinilai buruk.

2) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Chicco et al., 2021) dengan persamaan:

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| \quad (6)$$

Nilai MAPE semakin mendekati 0 (nol), maka kinerja model prediksi yang dibangun dinilai baik, sebaliknya, nilai MAPE semakin menjauh dari 0 (nol) hingga tak terhingga, maka kinerja model prediksi dinilai buruk.

3) *Correctness* (Budiman et al., 2022) dengan persamaan:

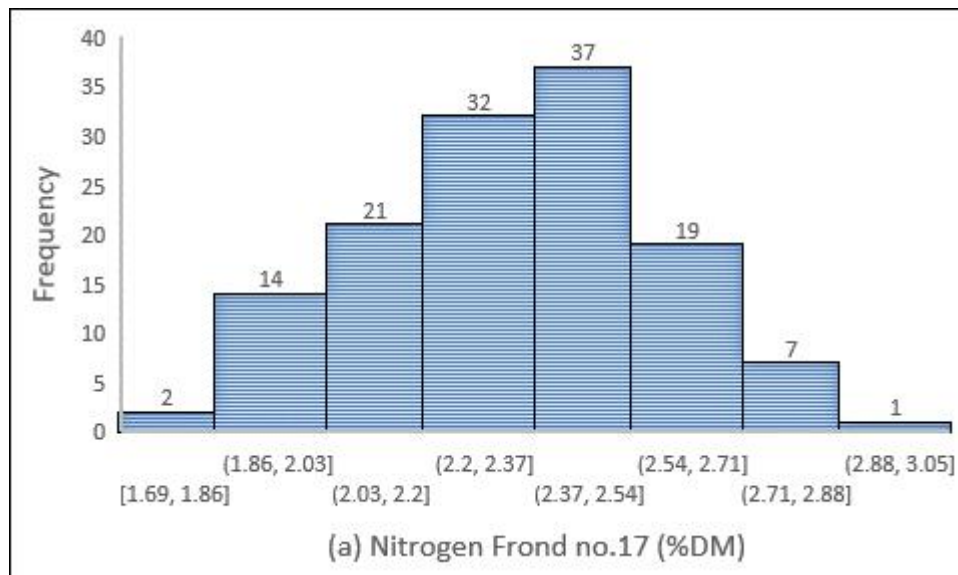
$$Correctness = (1 - MAPE) * 100\% \quad (7)$$

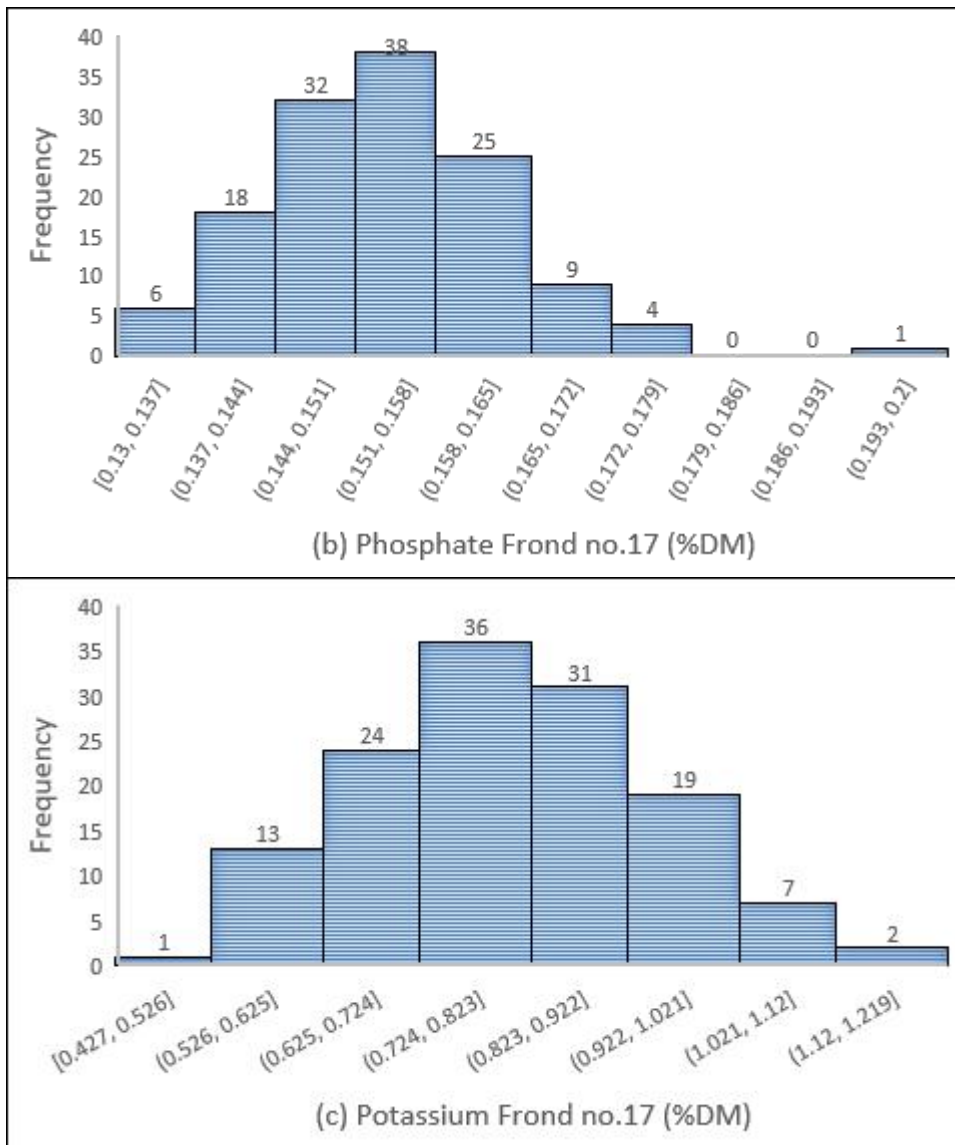
Correctness diartikan dengan persentase akurasi yang diperoleh dari pengurangan kesalahan dari nilai MAPE. Interpretasi nilai *correctness* adalah semakin mendekati nilai 100%, maka kinerja model prediksi semakin baik. Sebaliknya, semakin nilai *correctness* mendekati nilai 0% (nol persen), maka kinerja model prediksi semakin buruk. Dengan *correctness*, maka model prediksi yang memiliki kinerja terbaik dapat dinilai dengan mudah dari nilai persentase *correctness* tertinggi.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Laboratorium Sampel Daun Kelapa Sawit

Pengambilan sampel daun dilakukan dari tanggal 15 Februari sampai dengan 2 Maret 2023. Sampel-sampel daun yang telah dikumpulkan selanjutnya dilakukan analisis kadar unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) di laboratorium. Hasil analisis sampel daun di laboratorium direpresentasikan dalam bentuk histogram pada Gambar 4 berikut.





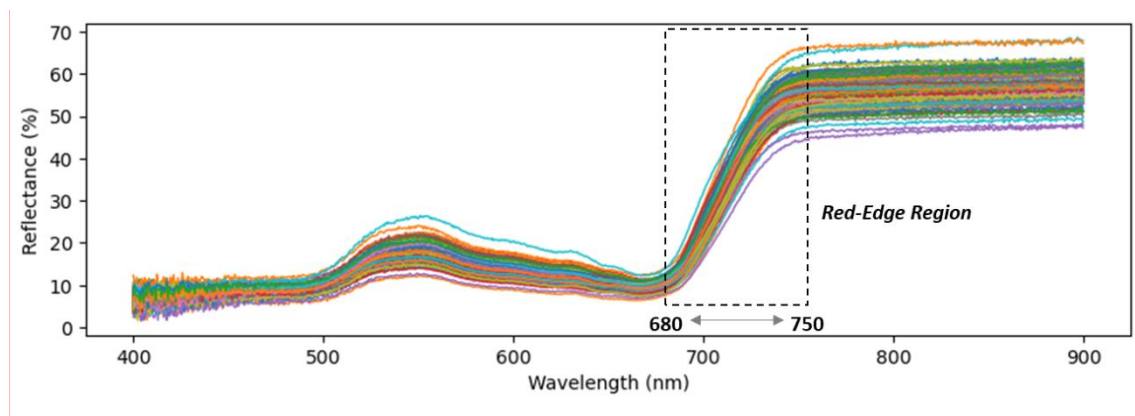
Gambar 4. (a) Grafik histogram hasil analisa unsur hara N, (b) grafik histogram hasil analisa unsur hara P, (c) grafik histogram hasil analisa unsur hara K di laboratorium terhadap sampel daun pada pelepah nomor 17.

Dataset yang baik dapat dilihat dari bentuk histogramnya yang membentuk kurva distribusi normal atau membentuk seperti lonceng (*bell-shaped*) (Capili et al., 2021). Pada penelitian ini, dataset hasil analisa unsur hara daun di laboratorium terlihat terdistribusi normal sehingga sesuai untuk dijadikan variabel model prediksi.

3.2. Pemindaian Sampel Daun Kelapa Sawit

Pemindaian (*scanning*) sampel daun dengan spektrometer genggam dilakukan langsung setelah pengambilan sampel daun. Sebelum dipindai, sampel daun dibersihkan dari debu dan kotoran dengan air suling (air distilasi). Hal ini dilakukan untuk mereduksi kemungkinan terjadinya bias yang disebabkan oleh kesalahan pembacaan alat.

Peningkatan data panjang gelombang pada spektrometer genggam diatur untuk meningkat setiap 0,6 nm. Berdasarkan dokumen spesifikasi alat, spektrometer genggam SpectraVue CI-710s dapat melakukan pemindaian pada rentang panjang gelombang 360 – 1100 nm. Penelitian mengungkapkan bahwa hubungan yang kuat antara nutrisi daun dengan pantulan daun (nilai reflektan daun), berada di daerah inframerah tampak dan dekat (400 - 900 nm) dari spektrum cahaya (Oliveira et al., 2019). Sehingga dengan rentang panjang gelombang 400 - 900 nm, jumlah variabel bebas yang diperoleh dari hasil pemindaian untuk masing-masing pelepah adalah sebanyak 852 variabel. Gambar 5 adalah grafik representasi data hasil pemindaian sampel daun pada pelepah nomor 17.



Gambar 5. Grafik nilai reflektan hasil pemindaian sampel daun dengan spektrometer genggam pada pelepah nomor 17 dan rentang panjang gelombang *Red-Edge* (Horler et al., 1983).

3.3. Pengembangan Model Prediksi

Variabel bebas yang terpilih untuk memprediksi unsur hara N adalah pasangan panjang gelombang B733.5 dan B723.6 dengan nilai koefisien korelasi sebesar 0.77; variabel bebas yang terpilih untuk memprediksi unsur hara P adalah pasangan panjang gelombang B721.8 dan B715.4 dengan nilai koefisien korelasi sebesar 0.69; dan variabel bebas yang terpilih untuk memprediksi unsur hara K adalah pasangan panjang gelombang B740.5 dan 735.3 dengan nilai koefisien korelasi sebesar 0.61. Hasil seleksi kombinasi dua panjang gelombang dengan metode brute-force ini, seperti ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil seleksi indeks vegetasi dengan metode *brute-force* untuk mencari koefisien korelasi tertinggi pada masing-masing unsur hara.

Hara	Koefisien Korelasi	Indeks Vegetasi
Nitrogen (N)	0.77	['B733.5 B723.6']
Phosphate (P)	0.69	['B721.8 B715.4']
Potassium (K)	0.61	['B740.5 B735.3']

Keterangan: Indeks Vegetasi merupakan kombinasi 2 panjang gelombang.

Pada penelitian ini, indeks vegetasi yang memberikan respon korelasi tertinggi terdapat pada spektrum wilayah tepi-merah (*red-edge*) dengan rentang panjang gelombang berkisar antara 670 – 760 nm (Guo et al., 2018). Pada analisa unsur hara N dan P, pada penelitian terhadap daun *eucalyptus*, juga menunjukkan hal yang sama, yaitu reflektan dari panjang gelombang wilayah tepi-merah (*red-edge*) memberikan respon korelasi tertinggi, akan tetapi untuk unsur hara K pada rentang wilayah hijau (Oliveira et al., 2019).

Red-edge adalah perubahan secara tajam nilai reflektan daun pada rentang panjang gelombang 680 – 750 nm yang mempunyai hubungan yang erat dengan kandungan klorofil dan air pada daun (Horler et al., 1983) (lihat Gambar 5). Selain *red-edge*, saluran yang berkaitan dengan tanaman adalah saluran hijau yang banyak dipantulkan dan diterima oleh mata manusia, serta saluran biru dan merah yang merupakan saluran yang paling banyak diserap oleh klorofil untuk proses fotosintesis (Al-Rajab, 2021).

Pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa saluran *red-edge* yang memiliki karakteristik lebih banyak memantulkan cahaya, ternyata menjadi saluran yang mempunyai korelasi sedang hingga kuat terhadap kadar unsur hara daun N, P, dan K, jika dibandingkan saluran yang banyak diserap oleh daun, seperti saluran biru dan merah. Sehingga saluran *red-edge* terbukti sangat relevan dapat menghasilkan korelasi atau hubungan yang kuat dengan unsur hara daun.

Unsur hara N mempunyai pengaruh terhadap luas daun, warna daun, laju pertumbuhan pelepah, dan hasil fotosintesis. Defisiensi unsur hara N, biasa terjadi pada tanaman kelapa sawit di area pasiran atau tergenang (Von Uexkull, 1991). Karakteristik jenis tanah di lokasi penelitian cenderung pasiran dan berwarna cerah, yang mencirikan bahwa tanah tersebut memiliki bahan organik yang rendah. Tanah dengan bahan organik yang rendah akan memberikan kenampakan warna yang lebih cerah bila dibandingkan dengan tanah yang memiliki kandungan bahan organik yang tinggi yang cenderung berwarna gelap yang keberadaannya sangat berpengaruh terhadap sifat fisika dan kimia tanah. Karakteristik warna tanah tersebut dapat digunakan sebagai dasar prediksi kandungan bahan organik tanah (Sastrohartono et al., 2021). Oleh karena itu, dampak dari cenderung sedikitnya bahan organik tanah, secara kasat mata, sebagian tanaman pada lokasi penelitian terlihat menguning dan sebagian yang lain terlihat lebih hijau. Sampel penelitian ini memasukkan variasi warna daun tersebut, sehingga hal inilah yang kemungkinan menyebabkan nilai koefisien korelasi unsur hara N dengan indeks vegetasi menunjukkan hubungan yang kuat.

Begitu juga dengan unsur hara P. Unsur hara P mempunyai pengaruh terhadap laju pertumbuhan tanaman, diameter batang, panjang pelepah, dan besar kecilnya ukuran tandan. Tidak seperti N, defisiensi P secara kasat mata tidak terlihat gejalanya dari warna daun, namun terlihat dari ukuran dan bentuk batang, cenderung kerdil, dan pelepah yang pendek (Von Uexkull, 1991). Jika diamati pada lokasi penelitian, karakteristik bentuk dan ukuran tanaman kelapa sawit yang dijadikan sampel ada yang kerdil, yang terindikasi mengalami defisiensi P, dan ada pula sampel yang tidak kerdil atau normal. Hal inilah yang mungkin menjadi penyebab nilai koefisien korelasi antara unsur hara P dengan indeks vegetasi menunjukkan hubungan yang sedang (Tabel 4).

Pengaruh unsur hara K pada tanaman kelapa sawit adalah pada jumlah dan ukuran tandan. Gejala defisiensi unsur hara K biasanya tampak pada daun kelapa sawit yang mengalami *orange spotting* (bintik-

bintik warna oranye) (Von Uexkull, 1991). Pada penelitian ini, hubungan antara unsur hara K dengan indeks vegetasi menunjukkan hubungan yang sedang.

Pengembangan model prediksi dilakukan dengan menggunakan metode Regresi Linear Sederhana, sehingga model prediksi yang berhasil dikembangkan untuk masing-masing unsur hara dan nomor pelepah dalam bentuk model regresi linear, sebagai berikut:

$$Y_N = 1.034647 + 15.77955 * X_N \quad (8)$$

$$\text{dengan } X_N = \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$$

$$Y_P = 0.094865 + 0.722499 * X_P \quad (9)$$

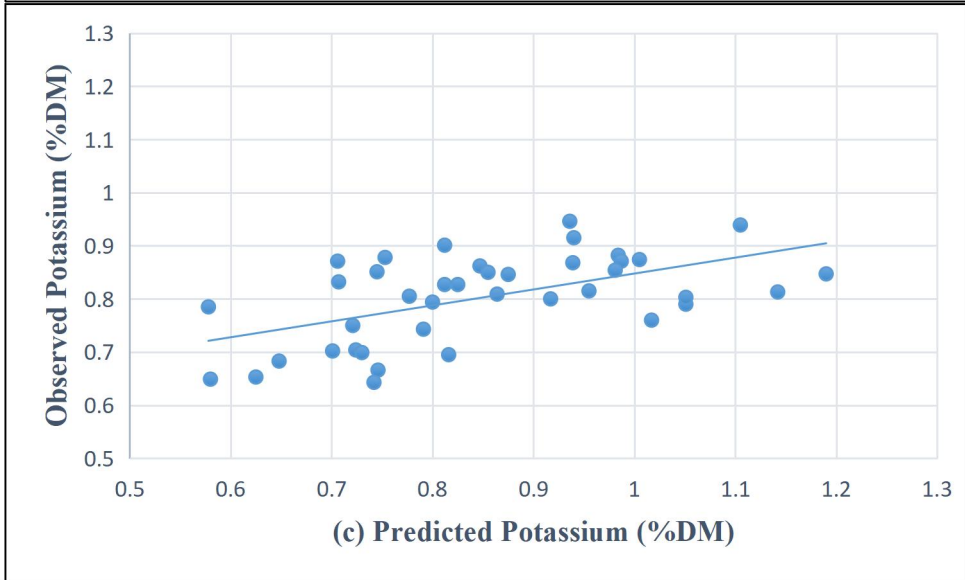
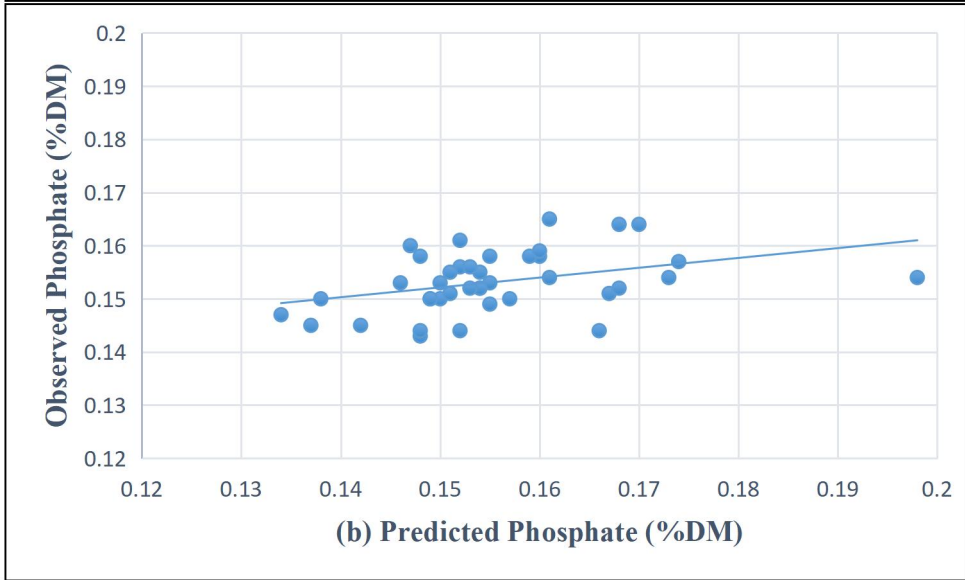
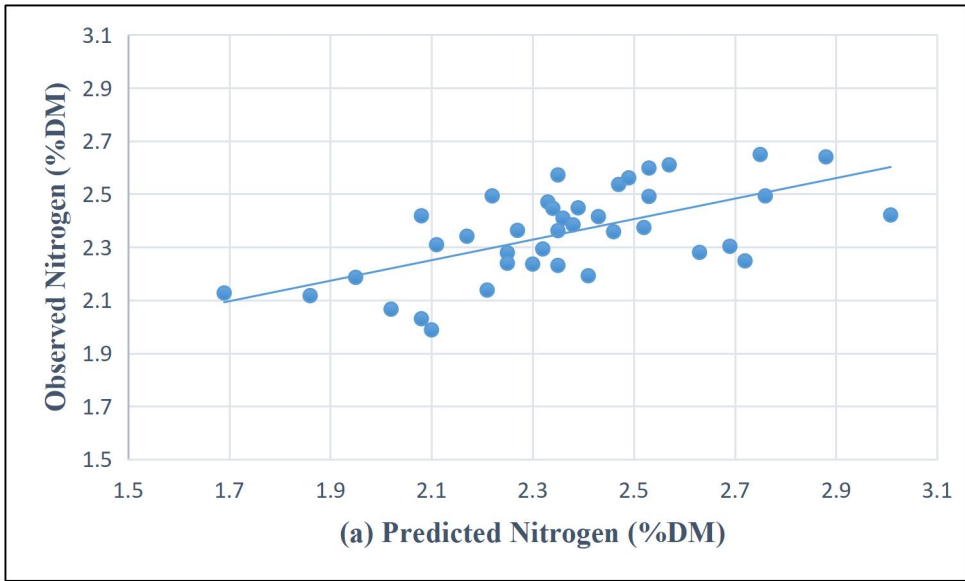
$$\text{dengan } X_P = \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$$

$$Y_K = 0.338618 + 18.9094 * X_K \quad (10)$$

$$\text{dengan } X_K = \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$$

3.4. Hasil Prediksi Unsur Hara Daun Kelapa Sawit

Prediksi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) daun kelapa sawit dilakukan pada dataset validasi. Dari total 133 sampel untuk masing-masing pohon dan pelepah, jumlah dataset validasi adalah sebanyak 40 sampel atau 30% dari total sampel dikumpulkan. Hasil prediksi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) seperti ditunjukkan pada Gambar 6. Sedangkan kinerja model prediksi seperti ditunjukkan pada Tabel 5.



Gambar 6. (a) Grafik hasil prediksi unsur hara N, (b) grafik hasil prediksi unsur hara P, dan (c) grafik hasil prediksi unsur hara N.

Tabel 5. Kinerja Model Prediksi

Hara	RMSE	MAPE	Correctness (%)
Nitrogen (N)	0,21	0,07	93,29
Phosphate (P)	0,01	0,04	95,50
Potassium (K)	0,13	0,11	88,81

Keterangan: MAPE digunakan untuk menilai akurasi suatu model prediksi dan biasanya dikonversi ke dalam bentuk persentase (MAPE*100%). Semakin kecil nilai MAPE, maka akan semakin akurat model prediksi yang dikembangkan (Montaño et al., 2013).

Secara teori, pelepah nomor 17 merupakan pelepah yang paling peka terhadap indikasi kandungan unsur hara N, P, dan K (Rendana et al., 2015), hal ini didukung oleh hasil penelitian lainnya bahwa hasil prediksi unsur hara N, P, dan K pada pelepah nomor 17 memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pelepah nomor 3 dan 9 (Jayaselan et al., 2017). Namun, untuk tanaman muda (kurang dari 3 tahun), analisis hara daun memberikan hasil prediksi yang lebih baik pada pelepah nomor 9 (Von Uexkull, 1991).

Akurasi model prediksi yang tinggi dievaluasi melalui nilai MAPE <10% (Montaño et al., 2013) atau nilai *Correctness* >90% (Budiman et al., 2022). Sementara akurasi model prediksi yang baik dievaluasi melalui nilai MAPE berkisar antara 10% - 20% atau nilai *Correctness* berkisar antara 80% - 90%. Pada penelitian ini, akurasi model prediksi unsur hara N dan P menunjukkan akurasi yang tinggi, yang dinilai dari nilai *Correctness* N dan P berturut-turut 93,29% dan 95,50%, sedangkan untuk unsur hara K menunjukkan akurasi yang baik dengan nilai *Correctness* sebesar 88,81% (Tabel 5).

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini, model prediksi yang dikembangkan dapat menghasilkan nilai RMSE hasil prediksi kadar unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah 0,21, 0,01, dan 0,13. Sedangkan nilai *Correctness* hasil prediksi kadar unsur hara N, P, dan K pada berturut-turut adalah 93,29%, 95,5%, dan 88,81%.

Dapat disimpulkan bahwa model prediksi yang dikembangkan memiliki akurasi yang tinggi untuk memprediksi unsur hara N dan P, dan memiliki akurasi yang baik untuk memprediksi unsur hara K.

Persamaan regresi yang terbentuk untuk memprediksi kadar unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah $Y_N = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $Y_P = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $Y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. Persamaan tersebut selanjutnya dapat digunakan sebagai inputan algoritma pada alat spektrometer genggam Spectravue CI-710s untuk menduga kadar unsur hara daun kelapa sawit pada pelepah nomor 17 dalam satuan %DM.

Daftar Pustaka

- Al-Rajab, J. M. (2021). Solar Radiation and its Role in Plant Growth. In *Agro-Hydrometeorology*.
 BPS. (2020). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2019*.
 BPS. (2021). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2020*.

- BPS. (2022). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2021*.
- Budiman, R., Seminar, K. B., & Sudradjat. (2022). The Estimation of Nutrient Content Using Multispectral Image Analysis in Palm Oil (*Elaeis guineensis* Jacq). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 974(1), 012062. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/974/1/012062>
- Capili, N. I. F., Marilla, J. F., Montes, K. M. S., & Villaseñor, F. C. (2021). Spatial Variability Model for Water Quality Assessment of the Physicochemical Parameters and the Water Quality Index of Laguna Lake and its Tributaries. *Journal of Physics: Conference Series*, 1803(1), 012006. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1803/1/012006>
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The Coefficient of Determination R-Squared is More Informative Than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in Regression Analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>
- CPOPC. (2022). *Palm Oil Supply And demand Outlook Report 2022*.
- Fairhurst, T. H., & Griffiths, W. (2014). *Oil Palm: Best Management Practices for Yield Intensification*. Fairhurst, T., & Griffiths, W. (2014). Oil Palm: Best Management Practices for Yield Intensification. International Plant Nutrition Institute (IPNI).
- FERN. (2022). *Palm Oil Production, Consumption and Trade Patterns: The Outlook From an EMU Perspective*.
- Griffiths, W., & Fairhurst, T. (2003). Implementation of Best Management Practices in an Oil Palm Rehabilitation Project. *Better Crops International*, 17.
- Guo, B.-B., Zhu, Y.-J., Feng, W., He, L., Wu, Y.-P., Zhou, Y., Ren, X.-X., & Ma, Y. (2018). Remotely Estimating Aerial N Uptake in Winter Wheat Using Red-Edge Area Index From Multi-Angular Hyperspectral Data. *Frontiers in Plant Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00675>
- Heule, M. J. H., & Kullmann, O. (2017). The Science of Brute Force. *Communications of the ACM*, 60(8), 70–79. <https://doi.org/10.1145/3107239>
- Horler, D. N. H., Dockray, M., & Barber, J. (1983). The Red Edge of Plant Leaf Reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2), 273–288. <https://doi.org/10.1080/01431168308948546>
- Jayaselan, H., Nawi, N., Ismail, W., Shariff, A., Rajah, V., & Arulandoo, X. (2017). Application of Spectroscopy for Nutrient Prediction of Oil Palm. *Journal of Experimental Agriculture International*, 15(3), 1–9. <https://doi.org/10.9734/JEAI/2017/31502>
- Montaño, J., Palmer, A., Sesé, A., & Cajal, B. (2013). Using the R-MAPE Index as a Resistant Measure of Forecast Accuracy. *Psicothema*, 25, 500–506. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- Oliveira, L. F. R. de, Santana, R. C., & Oliveira, M. L. R. de. (2019). Nondestructive Estimation Of Leaf Nutrient Concentrations In Eucalyptus Plantations. *CERNE*, 25(2), 184–194. <https://doi.org/10.1590/01047760201925022631>
- Prabowo, N. E. (2005). *Penggunaan Diagnosa Daun Untuk Rekomendasi Pemupukan Kelapa Sawit*.
- Rendana, M., Abd Rahim, S., Idris, W., Lihan, T., & Ali Rahman, Z. (2015). A Review of Methods for Detecting Nutrient Stress of Oil Palm in Malaysia. *Journal of Applied Environmental and Biological Sciences*, 5, 60–64.
- Sastrohartono, H., Suparyanto, T., Sudigyo, D., & Pardamean, B. (2021). *Prediction of Soil Organic Matter Levels with Image Processing 2 and Artificial Neural Networks Using Mobile Phones*.
- Sastrohartono, H., Suryotomo, A. P., Saifullah, S., Suparyanto, T., Perbangsa, A. S., & Pardamean, B. (2022). Drone Application Model for Image Acquisition of Plantation Areas and Oil Palm Trees Counting. *2022 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, 167–171. <https://doi.org/10.1109/ICIMTech55957.2022.9915223>
- Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *Anesthesia & Analgesia*, 126(5), 1763–1768. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- The Soil and Plant Analysis Council. (1998). *Handbook of Reference Methods for Plant Analysis* (Y. P. Karla, Ed.). CRC Press. https://plantstress.com/wp-content/uploads/2020/03/Handbook_of_Reference_Methods_for_Plant_Analysis-1998.pdf
- Unkovich, M., Herridge, D., Peoples, M., Cadisch, G., Boddey, B., Giller, K., Alves, B., & Chalk, P. (2008). *Measuring Plant-associated Nitrogen Fixation in Agricultural Systems*. Australian Centre for International Agricultural Research (ACIAR).
- Von Uexkull, H. R. ; F. T. H. (1991). The Oil Palm: Fertilizing for High Yield and Quality. In *IPI Bulletin 12*. International Potash Institute.
- Woittiez, L. S., van Wijk, M. T., Slingerland, M., van Noordwijk, M., & Giller, K. E. (2017). Yield Gaps in Oil Palm: A Quantitative Review of Contributing Factors. *European Journal of Agronomy*, 83, 57–77. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.11.002>

Pendugaan Konsentrasi Unsur Hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium Daun Kelapa Sawit Menggunakan Spektrometer Genggam

by Badi Hariadi

Submission date: 30-Jul-2023 06:33PM (UTC-0700)

Submission ID: 2139137309

File name: aan_Konsentrasi_Unsur_Hara_Daun_dg_Spektrometer_Genggam_v3.docx (675.14K)

Word count: 4378

Character count: 27130

1 **Pendugaan Konsentrasi Unsur Hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium Daun**
2 **Kelapa Sawit Menggunakan Spektrometer Genggam**

3

4 *(The Prediction of Oil Palm Leaf Nitrogen, Phosphate, and Potassium*
5 *Concentrations using Hand-Held Spectrometer)*

6

7 Badi Hariadi^{1,*}, Hermantoro², Andreas Wahyu Krisdiarto²

8 ¹Program Magister Manajemen Perkebunan, Institut Pertanian Stiper Yogyakarta

9 ²Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Institut Pertanian Stiper

10 Yogyakarta, Jl. Nangka II Maguwoharjo, Depok, Sleman, Daerah Istimewa

11 Yogyakarta 55282, Indonesia

12 *)Mailing address: b.hariadi@gmail.com

13 (+628562882922)

14

15 **ABSTRACT**

16 *A hand-held spectrometer can be used to evaluate oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.)*

17 *leaves nutrient concentrations without being destructive. This study aims to develop*

18 *regression equations and analyze the performance of the prediction models for*

19 *Nitrogen, Phosphate, and Potassium leaf nutrient concentrations. The dependent*

20 *variable in this study was the result of the analysis of nutrient concentrations in frond*

21 *number 17 which was carried out in the laboratory, while the independent variable was*

22 *the leaf reflectance value scanned with a hand-held spectrometer. The Normalized*

23 *Difference approach is used to create a vegetation index from the combination of*

24 *reflectance values at two wavelengths. Vegetation index with the highest correlation*

25 *value to the nutrient content of leaves, is used to make a prediction model for leaf*

26 *nutrients using the Simple Linear Regression. The regression equation formed to*

27 *predict the concentrations of nutrients N, P, and K respectively is $yN = 1.034647 +$*

28 *$15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $yP = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $yK =$*

29 *$0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. The RMSE values of the predicted concentrations*

30 *of N, P, and K nutrients, respectively are 0.21, 0.01, and 0.13; and Correctness values*

31 *of those nutrients respectively are 93.29%, 95.5%, and 88.81%.*

1 **Keywords:** *Hand-held spectrometer, oil palm, prediction, leaf nutrients concentration*

2

3 **ABSTRAK**

4 Alat spektrometer genggam dapat digunakan untuk mengevaluasi kadar hara daun
 5 kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) tanpa destruktif. Penelitian ini bertujuan untuk
 6 mengembangkan persamaan yang dapat digunakan pada alat spektrometer genggam
 7 Spectravue CI-710s dan menganalisis kinerja model prediksi konsentrasi hara Nitrogen
 8 (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) daun. Variabel terikat pada penelitian ini
 9 merupakan hasil analisa konsentrasi hara pada sampel daun pelepah nomor 17 yang
 10 dilakukan di laboratorium, sedangkan variabel bebasnya merupakan nilai reflektan daun
 11 hasil pemindaian dengan alat spektrometer genggam. Pendekatan *Normalized*
 12 *Difference* digunakan untuk membuat indeks vegetasi dari kombinasi nilai reflektan
 13 pada dua panjang gelombang. Indeks vegetasi dengan nilai korelasi tertinggi terhadap
 14 kandungan unsur hara daun, digunakan untuk membuat model prediksi unsur hara daun
 15 dengan teknik analisis Regresi Linear Sederhana. Persamaan regresi yang terbentuk
 16 untuk memprediksi konsentrasi unsur hara N, P, dan K berturut-turut adalah $y_N =$
 17 $1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $y_P = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan
 18 $y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$. Nilai RMSE hasil prediksi konsentrasi hara
 19 N, P, dan K, berturut-turut adalah 0,21, 0,01, dan 0,13, sedangkan nilai *Correctness*
 20 hasil prediksi konsentrasi hara N, P, dan K berturut-turut adalah 93,29%, 95,5%, dan
 21 88,81%.

22 **Kata Kunci:** Spektrometer genggam, kelapa sawit, prediksi, konsentrasi hara daun

23

24 **1. Pendahuluan**

25 Perkebunan merupakan salah satu subsektor pertanian yang berkontribusi besar
 26 terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), yaitu sekitar 3,63% terhadap total PDB
 27 Indonesia pada tahun 2020 (BPS, 2022). Komoditas perkebunan yang cukup penting
 28 bagi perekonomian di Indonesia, salah satunya adalah kelapa sawit (*Elaeis guineensis*
 29 *Jacq.*) dengan kemampuannya untuk menghasilkan minyak nabati yang banyak
 30 dibutuhkan oleh sektor industri (BPS, 2020). Indonesia menempati urutan pertama
 31 sebagai negara produsen minyak sawit dengan memproduksi lebih dari setengah minyak

1 sawit dunia, diikuti oleh Malaysia yang memproduksi sekitar seperempatnya (FERN,
2 2022).

3 Permintaan minyak sawit dunia diproyeksikan akan terus mengalami tren
4 kenaikan seiring dengan meningkatnya permintaan untuk memenuhi kebutuhan
5 biodiesel, pangan dan industri, sehingga permintaan yang tinggi tersebut akan memicu
6 kenaikan harga karena tidak diimbangi dengan peningkatan produksi akibat hambatan
7 faktor budidayanya (CPOPC, 2022).

8 Berbicara tentang produktivitas kelapa sawit, rata-rata produktivitas aktual pada
9 seluruh perkebunan kelapa sawit di Indonesia pada tahun 2019 adalah sebesar 3,7
10 Ton/Ha, dengan rincian 4,4 Ton/Ha dari perusahaan besar negara dan perusahaan besar
11 swasta, dan 3,2 Ton/Ha dari perkebunan rakyat (BPS, 2021), sedangkan produktivitas
12 potensial kelapa sawit per hektar adalah sekitar 8,9 ton minyak kelapa sawit ((Fairhurst
13 & Griffiths, 2014), (Woittiez et al., 2017)). Dari kesenjangan produktivitas tersebut,
14 terlihat bahwa masih terdapat potensi untuk meningkatkan produktivitas hasil
15 perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

16 Salah satu cara untuk meningkatkan produktivitas tanaman kelapa sawit adalah
17 dengan menerapkan praktik-praktik manajemen pemupukan yang baik. Manajemen
18 nutrisi dan perawatan tanaman dengan cara yang baik telah terbukti dapat meningkatkan
19 produktivitas kelapa sawit, baik secara jumlah maupun berat tandan yang dihasilkan
20 (Griffiths & Fairhurst, 2003). Sebaliknya, manajemen pemupukan yang kurang efektif
21 akan mengakibatkan penurunan produktivitas tanaman kelapa sawit hingga 50%,
22 misalnya pada pohon yang tidak diberikan pupuk nitrogen dan kalium (Woittiez et al.,
23 2017).

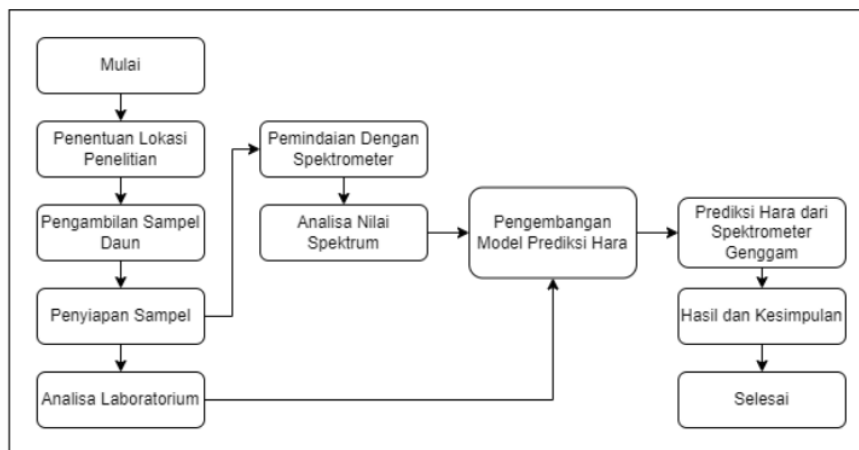
24 Rekomendasi pupuk yang akurat dapat dihitung melalui hasil analisis hara daun
25 karena respon terhadap pupuk sangat berkorelasi dengan nilai hara daun (Prabowo,
26 2005). Analisis hara daun kelapa sawit umumnya menggunakan metode analisis kimia
27 dari contoh daun yang diambil pada pelepah tanaman kelapa sawit pada pelepah nomor
28 17 (Von Uexkull, 1991). Metode ini biasa disebut dengan metode destruktif yang
29 memerlukan waktu yang lama, apalagi untuk area perkebunan yang luas. Metode non-
30 destruktif seharusnya sudah digunakan untuk mempercepat analisis hara daun ini
31 (Jayaselan et al., 2017).

1 Luasnya lahan perkebunan kelapa sawit memerlukan dukungan teknologi, seperti
2 teknologi komputasi kinerja tinggi, IOT (*Internet of Thing*), dan kecerdasan buatan
3 (*Artificial Intelligence*), agar pengelolaan perkebunan dapat berjalan dengan efektif dan
4 efisien (Sastrohartono et al., 2022). Salah satunya adalah spektrometer genggam
5 Spectravue CI-710s yang mempunyai kemampuan untuk dimasukkan persamaan
6 pendugaan kandungan unsur hara daun kelapa sawit dengan keluarannya yang dapat
7 secara langsung menyajikannya dalam bentuk *%Dry Matter (%DM)* untuk masing-
8 masing unsur hara yang dianalisis.

9 Oleh karena itu, diperlukan pengembangan persamaan atau model prediksi
10 konsentrasi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) pada daun
11 kelapa sawit memanfaatkan alat spektrometer genggam Spectravue Ci-710s tersebut dan
12 mengevaluasi kinerja model prediksi unsur hara tersebut.

14 2. Bahan dan Metode Penelitian

15 Metode penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metode deskriptif
16 kuantitatif. Garis besar tahapan pelaksanaan penelitian adalah sebagai berikut: 1) tahap
17 penentuan populasi dan sampel, 2) tahap pengambilan sampel daun, 3) tahap
18 pemindaian dengan spektrometer genggam, 4) tahap analisa unsur hara daun di
19 laboratorium, 5) tahap pengembangan model prediksi, 6) tahap implementasi model
20 prediksi, dan 7) tahap evaluasi kinerja model prediksi.



21 Gambar 1. Diagram alir penelitian
22
23

1 2.1. Bahan Penelitian

2 Bahan yang digunakan pada penelitian ini adalah sampel daun kelapa sawit yang
3 diambil dari pelepah nomor 17.

4

5 2.2. Alat Penelitian

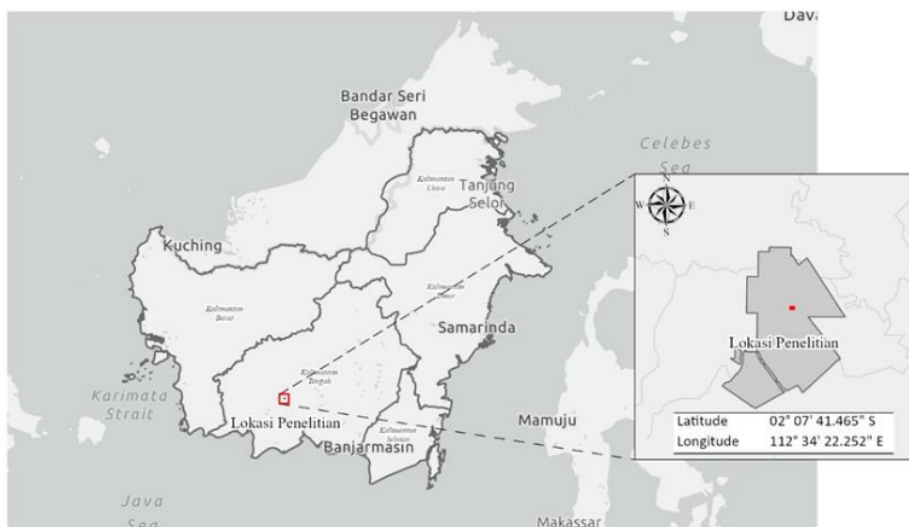
6 Alat penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- 7 1) Perangkat keras spektrometer genggam merek Spectravue tipe CI-710s.
- 8 2) Perangkat keras laptop merek HP tipe ProBook, dengan spesifikasi prosesor Intel
9 Core i7 generasi ketujuh dan RAM dengan kapasitas 8 GB.
- 10 3) Perangkat lunak Microsoft Excel untuk mempersiapkan data variabel penelitian.
- 11 4) Perangkat lunak Jupyter Notebook yang dijalankan pada aplikasi Google Chrome
12 untuk menjalankan bahasa pemrograman Python.
- 13 5) Perangkat lunak Python *library* Pandas, scikit-learn, NumPy, Matplotlib, dan
14 seaborn.

15

16 2.3. Lokasi Penelitian

17 Penelitian ini dilakukan di salah satu perkebunan kelapa sawit di Kabupaten
18 Kotawaringin Timur pada Februari sampai dengan Maret 2023. Jenis tanah pada lokasi
19 penelitian adalah Entisols dengan topografi datar hingga bergelombang. Elevasi lokasi
20 penelitian berkisar antara 10-50 meter di atas permukaan laut.



1 Gambar 2. Lokasi Penelitian pada koordinat 02°07'41,465"S, 112°34'22,252"E

2 **2.4. Penentuan Populasi dan Sampel**

3 Penelitian dilakukan pada area seluas lebih kurang 6 Ha, dengan populasi pohon
4 kelapa sawit sebanyak 891 pohon, dengan tahun penanaman pada 2017.

5 Kriteria dalam penentuan populasi dan sampel adalah sebagai berikut:

- 6 1) Blok pohon kelapa sawit dengan usia tanam yang seragam dengan usia tanam <6
7 tahun, dengan tujuan agar spektrometer genggam dapat menjangkau pelepah yang
8 dianalisis tanpa merusak pelepah tersebut.
- 9 2) Blok memiliki variasi kondisi tanaman yang secara kasat mata dapat dibedakan
10 dengan jelas, yaitu memiliki tanaman yang tampak menguning atau terindikasi
11 mengalami defisiensi hara hingga tanaman yang tampak hijau atau terindikasi sehat.
- 12 3) Sampel pohon kelapa sawit diambil sejumlah 133 pohon secara acak yang setara
13 dengan luasan 1 Ha.

14

15 **2.5. Pengambilan Sampel Daun**

16 Cara dan tahapan pengambilan sampel daun yang dilakukan adalah sebagai
17 berikut:

- 18 1) Sampel daun diambil dari setiap sampel pohon kelapa sawit pada pelepah nomor 17,
19 dari 133 pohon kelapa sawit yang dipilih secara acak.
- 20 2) Sampel daun yang diambil merupakan helai daun yang terdapat di bagian tengah
21 pelepah, yang ditandai dengan terdapatnya bagian yang runcing pada bagian batang
22 pelepah yang menghadap ke atas.
- 23 3) Helai daun yang diambil adalah sebanyak 12 helai, dengan rincian 6 helai dari bagian
24 kanan pelepah dan 6 helai dari bagian kiri pelepah.
- 25 4) Ke-dua belas helai daun yang diambil sebagai sampel, dipotong pada bagian pangkal
26 dan ujung, disisakan hanya pada bagian tengah, dengan panjang lebih kurang 20 cm,
27 dan dibuang bagian lidinya.
- 28 5) Sampel daun yang telah dipotong dan dibuang lidinya, selanjutnya dimasukkan ke
29 dalam kantong yang telah disediakan dan diberikan nomor identitas sampel.
- 30 6) Tahapan 1 sampai dengan 4 diulangi untuk seluruh sampel pohon, hingga diperoleh
31 sampel dari pelepah nomor 17 sebanyak 133 sampel.

- 1 7) Seluruh sampel daun kemudian dibersihkan dari debu dan kotoran menggunakan
2 kapas dan aquades (*distilled water*), sebelum dilakukan pemindaian menggunakan
3 spektrometer genggam dan analisa konsentrasi unsur hara di laboratorium.

4

5 **2.6. Pemindaian Dengan Spektrometer Genggam**

6 Sampel daun yang telah dikumpulkan dan dipisahkan ke dalam kantong-kantong
7 beridentitas, selanjutnya dilakukan pemindaian dengan spektrometer genggam. Cara dan
8 tahapan pemindaian sampel daun adalah sebagai berikut:

9 1) Pengaturan yang dilakukan terhadap alat spektrometer yang digunakan adalah:

10 a) Mode pemindaian: *Reflectance*

11 b) *Wavelength data increment* : 0,55 - 0,7 nm

12 c) Waktu integrasi: Otomatis

13 d) Rentang panjang gelombang: 360 - 1100 nm

14 2) Pemindaian dilakukan satu per satu untuk setiap sampel daun dan disesuaikan
15 dengan identitas sampel.

16 3) Dari 12 helai daun yang diambil untuk masing-masing pelepah, dipilih 2 daun yang
17 paling bersih untuk dipindai.

18 4) Pemindaian sampel daun dilakukan pada sisi *abaxial* daun pada 3 titik atau posisi,
19 yaitu pada bagian ujung, tengah, dan pangkal daun. Setiap titik dipindai sebanyak 5
20 kali dan dirata-ratakan.

21

22 **2.7. Analisa Unsur Hara Daun di Laboratorium**

23 Sampel daun yang telah dibersihkan dan dipindai dengan spektrometer genggam,
24 selanjutnya dilakukan analisa konsentrasi unsur hara daun di laboratorium. Cara dan
25 tahapan analisa unsur hara daun di laboratorium yang dilakukan adalah sebagai berikut:

26 1) Sampel daun yang telah dibersihkan dimasukkan ke dalam amplop beridentitas untuk
27 selanjutnya dikeringkan menggunakan oven pengering.

28 2) Setelah sampel daun mengering, selanjutnya dilakukan penghalusan (*grinding*) agar
29 didapatkan sampel halus.

30 3) Sampel daun halus dianalisis konsentrasi unsur hara Nitrogen, Phosphate, dan
31 Potassium menggunakan prosedur standar di laboratorium EMU (R&D) – Wilmar
32 Kalimantan Tengah.

1 2.8. Pengembangan Model Prediksi

2 Pengembangan model prediksi dilakukan dengan beberapa tahapan, di antaranya
 3 1) persiapan data, 2) pemilihan model, 3) melatih model, 4) ujicoba model, dan 5)
 4 penggunaan model prediksi.

5 Rentang panjang gelombang yang digunakan pada penelitian ini adalah 400 – 900
 6 nm, sehingga total variabel bebas yang dianalisis untuk tiap sampel daun adalah
 7 sebanyak 852 variabel yang selanjutnya digunakan untuk membuat indeks vegetasi.
 8 Unsur hara daun yang dianalisis adalah sebanyak 3 unsur hara, sehingga untuk tiap
 9 sampel daun, terdapat 3 variabel terikat yang dianalisis.

10 Indeks spektral dihitung dari kombinasi 2 variabel bebas dengan menggunakan
 11 persamaan *Normalized Difference* (ND):

12

$$x = \frac{(\rho_{\lambda_2} - \rho_{\lambda_1})}{(\rho_{\lambda_2} + \rho_{\lambda_1})} \quad (1)$$

13

14 dimana x adalah variabel bebas dalam bentuk indeks vegetasi yang terbentuk dari
 15 kombinasi 2 variabel bebas, yaitu nilai reflectance (ρ) pada panjang gelombang (λ)
 16 tertentu. Sehingga, dari 852 variabel bebas, dengan rentang panjang gelombang 400 –
 17 900 nm, dapat terbentuk indeks vegetasi sebanyak 362.526.

18 Variabel yang digunakan untuk analisis dipisahkan ke dalam 2 bagian, yaitu 70%
 19 dataset latih dan 30% dataset validasi. Pembuatan model prediksi menggunakan teknik
 20 statistik regresi linear sederhana dengan persamaan:

21

$$y_N = \alpha_N + \beta_N \cdot x_N \quad (2)$$

$$y_P = \alpha_P + \beta_P \cdot x_P \quad (3)$$

$$y_K = \alpha_K + \beta_K \cdot x_K \quad (4)$$

22

23 dimana y_N , y_P , dan y_K berturut-turut adalah nilai prediksi konsentrasi unsur hara
 24 Nitrogen, Phosphate, dan Potassium (Kalium); α dan β adalah nilai *intercept* dan *slope*
 25 hasil analisa pembuatan model prediksi menggunakan teknik statistik regresi linear
 26 sederhana; dan x adalah indeks vegetasi dengan nilai korelasi tertinggi.

27

28 Tabel 1. Interpretasi nilai koefisien korelasi (Schober et al., 2018)

Koefisien Korelasi	Interpretasi
0,00 – 0,10	Korelasi sangat lemah (dapat diabaikan)
0,10 – 0,39	Korelasi lemah
0,40 – 0,69	Korelasi sedang
0,70 – 0,89	Korelasi kuat
0,90 – 1,00	Korelasi sangat kuat

1

2 Dataset validasi digunakan untuk menguji model prediksi yang terbentuk.

3 Evaluasi kinerja model prediksi yang digunakan adalah sebagai berikut:

4 1) *Root Mean Square Error* (RMSE) (Chicco et al., 2021) dengan persamaan:

5

$$\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2} \quad (5)$$

6

7 Nilai RMSE semakin mendekati 0 (nol), maka kinerja model prediksi yang
8 dibangun semakin baik, sebaliknya, nilai RMSE menjauh dari 0 (nol) hingga tak
9 terhingga, maka kinerja model prediksi dinilai buruk.

10

11 2) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Chicco et al., 2021) dengan persamaan:

12

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| \quad (6)$$

13

14 Nilai MAPE semakin mendekati 0 (nol), maka kinerja model prediksi yang
15 dibangun dinilai baik, sebaliknya, nilai MAPE semakin menjauh dari 0 (nol) hingga tak
16 terhingga, maka kinerja model prediksi dinilai buruk.

17

18 3) *Correctness* (Budiman et al., 2022) dengan persamaan:

19

$$(1 - \text{MAPE}) * 100\% \quad (7)$$

20

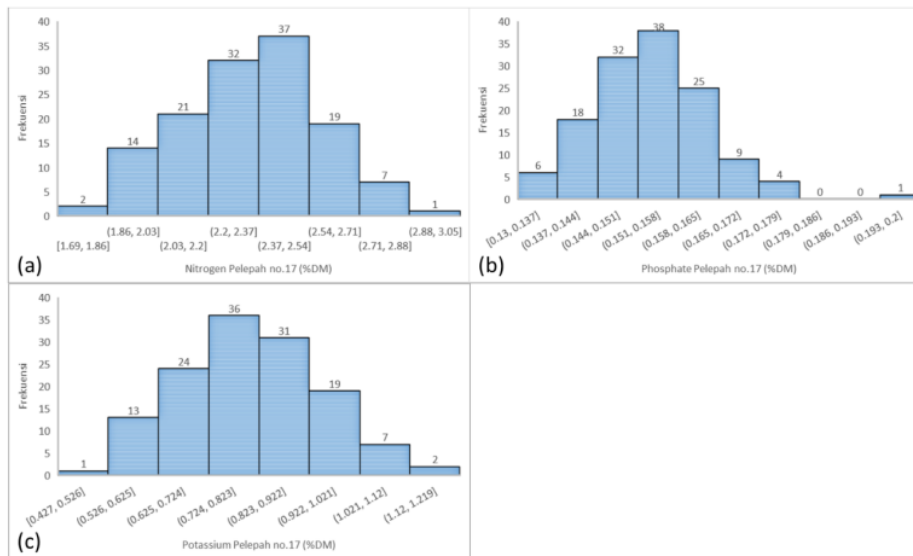
1 *Correctness* diartikan dengan persentase akurasi yang diperoleh dari pengurangan
 2 kesalahan dari nilai MAPE. Interpretasi nilai *correctness* adalah semakin mendekati
 3 nilai 100%, maka kinerja model prediksi semakin baik. Sebaliknya, semakin nilai
 4 *correctness* mendekati nilai 0% (nol persen), maka kinerja model prediksi semakin
 5 buruk. Dengan *correctness*, maka model prediksi yang memiliki kinerja terbaik dapat
 6 dinilai dengan mudah dari nilai persentase *correctness* tertinggi.

7

8 3. Hasil dan Pembahasan

9 3.1. Analisis Laboratorium Sampel Daun Kelapa Sawit

10 Pengambilan sampel daun dilakukan dari tanggal 15 Februari sampai dengan 2
 11 Maret 2023. Sampel-sampel daun yang telah dikumpulkan selanjutnya dilakukan
 12 analisis konsentrasi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) di
 13 laboratorium. Hasil analisis sampel daun di laboratorium direpresentasikan dalam
 14 bentuk histogram pada gambar 3 berikut.



15

16 Gambar 3. (a) Grafik histogram hasil analisa unsur hara N, (b) grafik histogram hasil
 17 analisa unsur hara P, (c) grafik histogram hasil analisa unsur hara K di laboratorium
 18 terhadap sampel daun pada pelepah nomor 17.

19

1 Dataset yang baik dapat dilihat dari bentuk histogramnya yang membentuk
2 kurva distribusi normal atau membentuk seperti lonceng (*bell-shaped*) (Capili et al.,
3 2021). Pada penelitian ini, dataset hasil analisa unsur hara daun di laboratorium terlihat
4 terdistribusi normal sehingga sesuai untuk dijadikan variabel model prediksi.

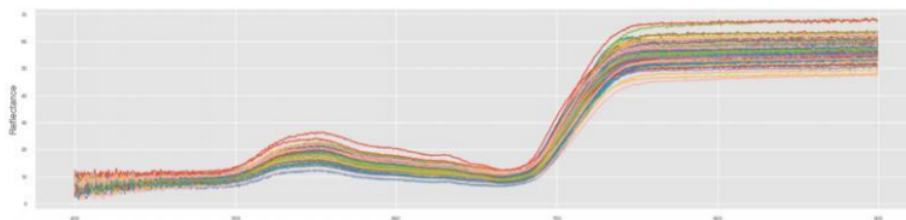
5

6 **3.2. Pemindaian Sampel Daun Kelapa Sawit**

7 Pemindaian (*scanning*) sampel daun dengan spektrometer genggam dilakukan
8 langsung setelah pengambilan sampel daun. Sebelum dipindai, sampel daun dibersihkan
9 dari debu dan kotoran dengan air suling (air distilasi). Hal ini dilakukan untuk
10 mereduksi kemungkinan terjadinya bias yang disebabkan oleh kesalahan pembacaan
11 alat.

12 Peningkatan data panjang gelombang pada spektrometer genggam diatur untuk
13 meningkat setiap 0,6 nm. Berdasarkan dokumen spesifikasi alat, spektrometer genggam
14 SpectraVue Ci710s dapat melakukan pemindaian pada rentang panjang gelombang 360
15 – 1100 nm. Namun, pada penelitian ini, rentang panjang gelombang ditentukan dari
16 panjang gelombang 400 – 900 nm. Penelitian mengungkapkan bahwa hubungan yang
17 kuat antara nutrisi daun dengan pantulan daun (nilai reflektan daun), berada di daerah
18 inframerah tampak dan dekat (400-900 nm) dari spektrum cahaya (Oliveira et al., 2019).
19 Sehingga jumlah variabel bebas yang diperoleh dari hasil pemindaian untuk masing-
20 masing pelepah adalah sebanyak 852 variabel. Gambar 4 adalah grafik representasi data
21 hasil pemindaian sampel daun pada pelepah nomor 17.

22



23

24 Gambar 4. Grafik nilai reflektan hasil pemindaian sampel daun dengan spektrometer
25 genggam pada pelepah nomor 17.

26

3.3. Pengembangan Model Prediksi

Pengembangan model prediksi dilakukan melalui aplikasi Jupyter-Notebook pada sebuah web browser dengan menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan memanfaatkan modul Scikit-learn atau sklearn. Dataset yang digunakan untuk pengembangan model prediksi adalah dataset latih (*training dataset*) dengan jumlah sampel pada dataset latih ini adalah sebanyak 93 sampel atau 70% dari total sampel dikumpulkan.

Sebelum dilakukan pembuatan model prediksi, telah dilakukan beberapa proses sebelumnya, yaitu proses pengambilan data dan penyiapan data. Selanjutnya, proses yang dilakukan pada saat pengembangan model ini, diantaranya adalah pemilihan model (teknik statistik), melatih (training) model dengan teknik statistik Regresi Linear Sederhana, dan mengevaluasi model.

Data spektrometer genggam (variabel bebas) pada penelitian ini mencapai 852 variabel, sehingga pada penelitian ini diterapkan metode *brute-force* untuk mencari atau menyeleksi variabel manakah yang mempunyai korelasi paling kuat dengan variabel terikat, yaitu kandungan nutrisi Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K), daun kelapa sawit. Metode *brute-force* mempertemukan satu per satu semua variabel bebas dengan semua variabel terikat (Heule & Kullmann, 2017). Hasil seleksi indeks vegetasi yang memiliki korelasi tertinggi dengan kandungan unsur hara, dijadikan sebagai variabel pada model prediksi (lihat tabel 4).

Tabel 4. Hasil seleksi indeks vegetasi dengan metode *brute-force* untuk mencari koefisien korelasi tertinggi pada masing-masing unsur hara.

Hara	Koefisien Korelasi	Indeks Vegetasi
Nitrogen (N)	0.77	[B733.5 B723.6']
Phosphate (P)	0.69	[B721.8 B715.4']
Potassium (K)	0.61	[B740.5 B735.3']

Keterangan: Indeks Vegetasi merupakan kombinasi 2 panjang gelombang.

Pada penelitian ini, indeks vegetasi yang memberikan respon korelasi tertinggi terdapat pada spektrum wilayah tepi-merah (*red-edge*) dengan rentang panjang gelombang berkisar antara 670 – 760 nm (Guo et al., 2018). Pada analisa unsur hara N dan P, pada penelitian terhadap daun *eucalyptus*, juga menunjukkan hal yang sama,

1 yaitu reflektan dari panjang gelombang wilayah tepi-merah (*red-edge*) memberikan
2 respon korelasi tertinggi, akan tetapi untuk unsur hara K pada rentang wilayah hijau
3 (Oliveira et al., 2019).

4 *Red-edge* adalah perubahan secara tajam nilai reflektan daun pada rentang
5 panjang gelombang 680 – 750 nm yang mempunyai hubungan yang erat dengan
6 kandungan klorofil dan air pada daun (Horler et al., 1983). Selain *red-edge*, saluran
7 yang berkaitan dengan tanaman adalah saluran hijau yang banyak dipantulkan dan
8 diterima oleh mata manusia, serta saluran biru dan merah yang merupakan saluran yang
9 paling banyak diserap oleh klorofil untuk proses fotosintesis (Al-Rajab, 2021).

10 Pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa saluran *red-edge* yang memiliki
11 karakteristik lebih banyak memantulkan cahaya, ternyata menjadi saluran yang
12 mempunyai korelasi sedang hingga kuat terhadap konsentrasi unsur hara daun N, P, dan
13 K, jika dibandingkan saluran yang banyak diserap oleh daun, seperti saluran biru dan
14 merah. Sehingga saluran *red-edge* terbukti sangat relevan dapat menghasilkan korelasi
15 atau hubungan yang kuat dengan unsur hara daun.

16 Unsur hara N mempunyai pengaruh terhadap luas daun, warna daun, laju
17 pertumbuhan pelepah, dan hasil fotosintesis. Defisiensi unsur hara N, biasa terjadi pada
18 tanaman kelapa sawit di area pasiran atau tergenang (Von Uexkull, 1991). Karakteristik
19 jenis tanah di lokasi penelitian cenderung pasiran dan berwarna cerah, yang mencirikan
20 bahwa tanah tersebut memiliki bahan organik yang rendah. Tanah dengan bahan
21 organik yang rendah akan memberikan kenampakan warna yang lebih cerah bila
22 dibandingkan dengan tanah yang memiliki kandungan bahan organik yang tinggi yang
23 cenderung berwarna gelap yang keberadaannya sangat berpengaruh terhadap sifat fisika
24 dan kimia tanah. Karakteristik warna tanah tersebut dapat digunakan sebagai dasar
25 prediksi kandungan bahan organik tanah (Sastrohartono et al., 2021). Oleh karena itu,
26 dampak dari cenderung sedikitnya bahan organik tanah, secara kasat mata, sebagian
27 tanaman pada lokasi penelitian terlihat menguning dan sebagian yang lain terlihat lebih
28 hijau. Sampel penelitian ini memasukkan variasi warna daun tersebut, sehingga hal
29 inilah yang kemungkinan menyebabkan nilai koefisien korelasi unsur hara N dengan
30 indeks vegetasi menunjukkan hubungan yang kuat.

31 Begitu juga dengan unsur hara P. Unsur hara P mempunyai pengaruh terhadap
32 laju pertumbuhan tanaman, diameter batang, panjang pelepah, dan besar kecilnya

1 ukuran tandan. Tidak seperti N, defisiensi P secara kasat mata tidak terlihat gejalanya
 2 dari warna daun, namun terlihat dari ukuran dan bentuk batang, cenderung kerdil, dan
 3 pelepah yang pendek (Von Uexkull, 1991). Jika diamati pada lokasi penelitian,
 4 karakteristik bentuk dan ukuran tanaman kelapa sawit yang dijadikan sampel ada yang
 5 kerdil, yang terindikasi mengalami defisiensi P, dan ada pula sampel yang tidak kerdil
 6 atau normal. Hal inilah yang mungkin menjadi penyebab nilai koefisien korelasi antara
 7 unsur hara P dengan indeks vegetasi menunjukkan hubungan yang sedang (tabel 4).

8 Pengaruh unsur hara K pada tanaman kelapa sawit adalah pada jumlah dan
 9 ukuran tandan. Gejala defisiensi unsur hara K biasanya tampak pada daun kelapa sawit
 10 yang mengalami *orange spotting* (bintik-bintik warna oranye) (Von Uexkull, 1991).
 11 Pada penelitian ini, hubungan antara unsur hara K dengan indeks vegetasi menunjukkan
 12 hubungan yang sedang.

13 Pengembangan model prediksi dilakukan dengan menggunakan metode Regresi
 14 Linear Sederhana, sehingga model prediksi yang berhasil dikembangkan untuk masing-
 15 masing unsur hara dan nomor pelepah dalam bentuk model regresi linear, sebagai
 16 berikut:

$$yN = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})} \quad (8)$$

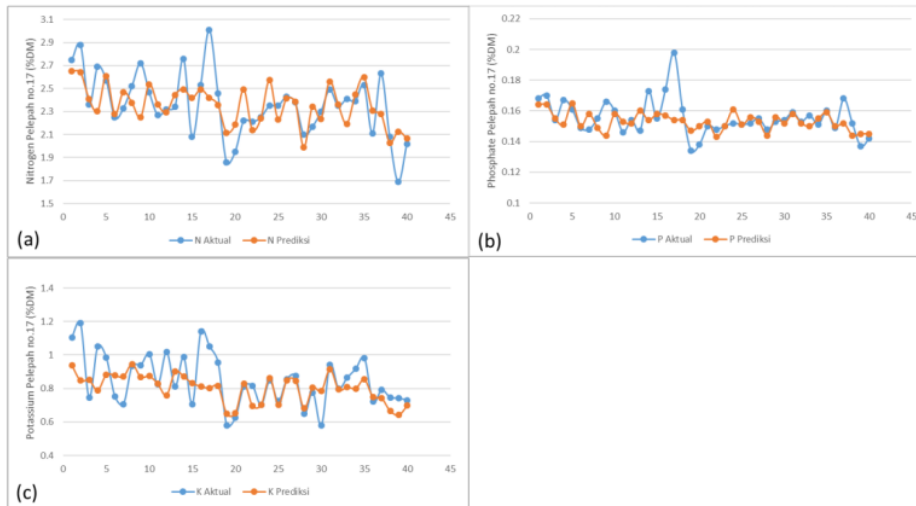
$$yP = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})} \quad (9)$$

$$yK = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})} \quad (10)$$

17 18 3.4. Hasil Prediksi Unsur Hara Daun Kelapa Sawit

19 Prediksi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan Potassium (K) daun kelapa
 20 sawit dilakukan pada dataset validasi. Dari total 133 sampel untuk masing-masing
 21 pohon dan pelepah, jumlah dataset validasi adalah sebanyak 40 sampel atau 30% dari
 22 total sampel dikumpulkan. Hasil prediksi unsur hara Nitrogen (N), Phosphate (P), dan
 23 Potassium (K) seperti ditunjukkan pada gambar 5. Sedangkan kinerja model prediksi
 24 seperti ditunjukkan pada tabel 5.

25



1
2 Gambar 5. (a) Grafik hasil prediksi unsur hara N, (b) grafik hasil prediksi unsur hara P,
3 dan (c) grafik hasil prediksi unsur hara N.

4
5 Tabel 5. Kinerja Model Prediksi

Hara	RMSE	MAPE	Correctness
Nitrogen (N)	0,21	0,07	93,29
Phosphate (P)	0,01	0,04	95,50
Potassium (K)	0,13	0,11	88,81

6 Keterangan: MAPE digunakan untuk menilai akurasi suatu model prediksi dan biasanya dikonversi ke
7 dalam bentuk persentase ($MAPE \times 100\%$). Semakin kecil nilai MAPE, maka akan semakin akurat model
8 prediksi yang dikembangkan (Montaño et al., 2013).

9
10 Secara teori, pelepah 17 merupakan pelepah yang paling peka terhadap indikasi
11 kandungan unsur hara N, P, dan K (Rendana et al., 2015), hal ini didukung oleh hasil
12 penelitian lainnya bahwa hasil prediksi unsur hara N, P, dan K pada pelepah 17
13 memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan pelepah nomor 3 dan 9 (Jayaselan et
14 al., 2017). Namun, untuk tanaman muda (kurang dari 3 tahun), analisis hara daun
15 memberikan hasil prediksi yang lebih baik pada pelepah nomor 9 (Von Uexkull, 1991).

16 Akurasi model prediksi yang tinggi dievaluasi melalui nilai $MAPE < 10\%$
17 (Montaño et al., 2013) atau nilai *Correctness* $> 90\%$ (Budiman et al., 2022). Sementara
18 akurasi model prediksi yang baik dievaluasi melalui nilai MAPE berkisar antara 10% -

1 20% atau nilai *Correctness* berkisar antara 80% - 90%. Pada penelitian ini, akurasi
 2 model prediksi unsur hara N dan P menunjukkan akurasi yang tinggi, yang dinilai dari
 3 nilai *Correctness* N dan P berturut-turut 93,29% dan 95,50%, sedangkan untuk unsur
 4 hara K menunjukkan akurasi yang baik dengan nilai *Correctness* sebesar 88,81% (tabel
 5 8).

6

7 4. Kesimpulan

8 Pada penelitian ini, model prediksi yang dikembangkan dapat menghasilkan nilai
 9 RMSE hasil prediksi konsentrasi hara N, P, dan K berturut-turut adalah 0,21, 0,01, dan
 10 0,13. Sedangkan nilai *Correctness* hasil prediksi konsentrasi hara N, P, dan K pada
 11 berturut-turut adalah 93,29%, 95,5%, dan 88,81%.

12 Dapat disimpulkan bahwa model prediksi yang dikembangkan memiliki akurasi
 13 yang tinggi untuk memprediksi unsur hara N dan P, dan memiliki akurasi yang baik
 14 untuk memprediksi unsur hara K.

15 Persamaan regresi yang terbentuk untuk memprediksi konsentrasi unsur hara N, P,

16 dan K berturut-turut adalah $y_N = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$, $y_P =$

17 $0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$, dan $y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$.

18 Persamaan tersebut selanjutnya dapat digunakan sebagai inputan algoritma pada alat
 19 spektrometer genggam Spectravue CI-710s untuk menduga konsentrasi hara daun
 20 kelapa sawit pada pelepah nomor 17 dalam satuan %DM.

21

22 Daftar Pustaka

- 23 Al-Rajab, J. M. (2021). Solar Radiation and its Role in Plant Growth. In *Agro-*
 24 *Hydrometeorology*.
 25 BPS. (2020). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2019*.
 26 BPS. (2021). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2020*.
 27 BPS. (2022). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2021*.
 28 Budiman, R., Seminar, K. B., & Sudradjat. (2022). The estimation of nutrient content
 29 using multispectral image analysis in palm oil (*Elaeis guineensis* Jacq). *IOP*
 30 *Conference Series: Earth and Environmental Science*, 974(1), 012062.
 31 <https://doi.org/10.1088/1755-1315/974/1/012062>
 32 Capili, N. I. F., Marilla, J. F., Montes, K. M. S., & Villaseñor, F. C. (2021). Spatial
 33 Variability Model for Water Quality Assessment of the Physicochemical
 34 Parameters and the Water Quality Index of Laguna Lake and its Tributaries.

- 1 *Journal of Physics: Conference Series*, 1803(1), 012006.
2 <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1803/1/012006>
- 3 7 Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-
4 squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in
5 regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623.
6 <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>
- 7 CPOPC. (2022). *Palm Oil Supply And demand Outlook Report 2022*.
- 8 Fairhurst, T. H., & Griffiths, W. (2014). *Oil Palm: Best Management Practices for Yield*
9 *Intensification*. Fairhurst, T., & Griffiths, W. (2014). *Oil Palm: Best*
10 *Management Practices for Yield Intensification*. International Plant Nutrition
11 *Institute (IPNI)*.
- 12 FERN. (2022). *Palm Oil Production, Consumption and Trade Patterns: The Outlook*
13 *From an EMU Perspective*.
- 14 5 Griffiths, W., & Fairhurst, T. (2003). Implementation of Best Management Practices in
15 an Oil Palm Rehabilitation Project. *Better Crops International*, 17.
- 16 4 Guo, B.-B., Zhu, Y.-J., Feng, W., He, L., Wu, Y.-P., Zhou, Y., Ren, X.-X., & Ma, Y.
17 (2018). Remotely Estimating Aerial N Uptake in Winter Wheat Using Red-Edge
18 Area Index From Multi-Angular Hyperspectral Data. *Frontiers in Plant Science*,
19 9. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00675>
- 20 Heule, M. J. H., & Kullmann, O. (2017). The science of brute force. *Communications of*
21 *the ACM*, 60(8), 70–79. <https://doi.org/10.1145/3107239>
- 22 HORLER, D. N. H., DOCKRAY, M., & BARBER, J. (1983). The red edge of plant leaf
23 reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, 4(2), 273–288.
24 <https://doi.org/10.1080/01431168308948546>
- 25 9 Jayaselan, H., Nawi, N., Ismail, W., Shariff, A., Rajah, V., & Arulandoo, X. (2017).
26 Application of Spectroscopy for Nutrient Prediction of Oil Palm. *Journal of*
27 *Experimental Agriculture International*, 15(3), 1–9.
28 <https://doi.org/10.9734/JEAI/2017/31502>
- 29 11 Montaña, J., Palmer, A., Sesé, A., & Cajal, B. (2013). Using the R-MAPE index as a
30 resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*, 25, 500–506.
31 <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- 32 Oliveira, L. F. R. de, Santana, R. C., & Oliveira, M. L. R. de. (2019).
33 NONDESTRUCTIVE ESTIMATION OF LEAF NUTRIENT
34 CONCENTRATIONS IN EUCALYPTUS PLANTATIONS. *CERNE*, 25(2),
35 184–194. <https://doi.org/10.1590/01047760201925022631>
- 36 Prabowo, N. E. (2005). *Penggunaan Diagnosa Daun Untuk Rekomendasi Pemupukan*
37 *Kelapa Sawit*.
- 38 13 Rendana, M., Abd Rahim, S., Idris, W., Lihan, T., & Ali Rahman, Z. (2015). A Review
39 of Methods for Detecting Nutrient Stress of Oil Palm in Malaysia. *Journal of*
40 *Applied Environmental and Biological Sciences*, 5, 60–64.
- 41 Sastrohartono, H., Suparyanto, T., Sudigyo, D., & Pardamean, B. (2021). *Prediction of*
42 *Soil Organic Matter Levels with Image Processing 2 and Artificial Neural*
43 *Networks Using Mobile Phones*.

- 1 Sastrohartono, H., Suryotomo, P., Saifullah, S., Suparyanto, T., Perbangsa, A. S., &
2 Pardamean, B. (2022). Drone Application Model for Image Acquisition of
3 Plantation Areas and Oil Palm Trees Counting. *2022 International Conference*
4 *on Information Management and Technology (ICIMTech)*, 167–171.
5 <https://doi.org/10.1109/ICIMTech55957.2022.9915223>
- 6 Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation Coefficients: Appropriate
7 Use and Interpretation. *Anesthesia & Analgesia*, *126*(5), 1763–1768.
8 <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- 9 Von Uexkull, H. R. ; F. T. H. (1991). The Oil Palm: Fertilizing for High Yield and
10 Quality. In *IPI Bulletin 12*. International Potash Institute.
- 11 Woittiez, L. S., van Wijk, M. T., Slingerland, M., van Noordwijk, M., & Giller, K. E.
12 (2017). Yield gaps in oil palm: A quantitative review of contributing factors.
13 *European Journal of Agronomy*, *83*, 57–77.
14 <https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.11.002>

Pendugaan Konsentrasi Unsur Hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium Daun Kelapa Sawit Menggunakan Spektrometer Genggam

ORIGINALITY REPORT

12%

SIMILARITY INDEX

10%

INTERNET SOURCES

7%

PUBLICATIONS

8%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Negeri Semarang Student Paper	1%
2	id.123dok.com Internet Source	1%
3	nlistsp.inflibnet.ac.in Internet Source	1%
4	www.unboundmedicine.com Internet Source	1%
5	library.wur.nl Internet Source	1%
6	psasir.upm.edu.my Internet Source	1%
7	ejurnal.ung.ac.id Internet Source	1%
8	Aprilia Regita Sari, Markus Heryanto Langsa, Alfons Daniel Sirampun. "PENGARUH PEMANFAATAN LIMBAH CAIR PABRIK KELAPA	1%

SAWIT TERHADAP SIFAT KIMIA DAN FISIKA
TANAH PADA LAHAN PERKEBUNAN KELAPA
SAWIT MILIK PT.PMP KABUPATEN MAYBRAT",
Jurnal Natural, 2019

Publication

9	journaljeai.com Internet Source	1 %
10	proceedings.science Internet Source	1 %
11	Submitted to Philippine Science High School Southern Mindanao Campus Student Paper	1 %
12	www.scik.org Internet Source	1 %
13	kb.psu.ac.th Internet Source	1 %
14	doi.org Internet Source	1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches < 1%

Exclude bibliography Off

Pendugaan Konsentrasi Unsur Hara Nitrogen, Phosphate, dan Potassium Daun Kelapa Sawit Menggunakan Spektrometer Genggam

GRADEMARK REPORT

FINAL GRADE

/100

GENERAL COMMENTS

Instructor

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10

PAGE 11

PAGE 12

PAGE 13

PAGE 14

PAGE 15

PAGE 16

PAGE 17

PAGE 18

The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer

by Badi Hariadi Dkk

Submission date: 01-Apr-2024 07:59AM (UTC+0700)

Submission ID: 2336319727

File name: JTEP_Badi_H_7612-28337-1-PB.pdf (1.15M)

Word count: 5690

Character count: 29049

The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer

Badi Hariadi^{1,✉}, Hermantoro Sastrohartono², Andreas Wahyu Krisdiarto², Sukarman³, Septa Primananda³, Tri Haryo Sagoro³

¹ Magister Program in Plantation Management, STIPER Institute of Agriculture, Yogyakarta, INDONESIA.

² Department of Agricultural Engineering, Faculty of Agricultural Technology, STIPER Institute of Agriculture, Yogyakarta, INDONESIA.

³ Wilmar International Plantation, Central Kalimantan Region, INDONESIA

Article History:

Received : 31 July 2023

Revised : 11 September 2023

Accepted : 14 September 2023

Keywords:

Hand-held spectrometer,
Oil palm,
Prediction,
Leaf nutrients contents.

Corresponding Author:

✉ b.hariadi@gmail.com

(Badi Hariadi)

ABSTRACT

A hand-held spectrometer can be used to evaluate oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) leaf nutrient contents without being destructive. This study aims to develop regression equations and analyze the performance of the prediction models for Nitrogen, Phosphate, and Potassium leaf nutrient contents. The dependent variable in this study was the result of the analysis of nutrient contents in frond number 17 which was carried out in the laboratory, while the independent variable was the leaf reflectance value scanned with a hand-held spectrometer. The Normalized Difference approach is used to create a vegetation index from the combination of reflectance values at two wavelengths. Vegetation index with the highest correlation value to the nutrient content of leaves, is used to make a prediction model for leaf nutrients using Simple Linear Regression. The regression equations formed to predict the contents of nutrients N, P, and K have high R². The RMSE values of the predicted contents of N, P, and K nutrients, respectively were 0.21, 0.01, and 0.13; and correctness values of those nutrients respectively were 93.29%, 95.5%, and 88.81%.

1. INTRODUCTION

Plantation is one of the agricultural subsectors that contribute greatly to Gross Domestic Product (GDP), which is around 3.63% of Indonesia's GDP in 2020 (BPS, 2022). One of the plantation commodities that is very important for the economy in Indonesia is oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) with its ability to produce vegetable oil which is needed by the industrial sector (BPS, 2020). Indonesia ranks first as a palm oil producing country by producing more than half of the world's palm oil, followed by Malaysia which produces around a quarter (Gregory, 2022). World demand for palm oil is projected to continue experiencing an upward trend in line with increasing demand to meet biodiesel, food and industrial needs, so that this high demand will trigger price increases because it is not balanced by increased production due to constraints on cultivation factors (CPOPC, 2022).

The average actual palm oil productivity across all palm oil plantations in Indonesia in 2019 was 3.7 ton/ha, with details of 4.4 ton/ha from large state companies and large private companies, and 3.2 ton/ha from smallholder plantations (BPS, 2021), while the potential productivity of palm oil per hectare is around 8.9 ton of crude palm oil (Fairhurst & Griffiths, 2014; Woittiez *et al.*, 2017). From this productivity gap, it can be seen that there is still potential to increase the productivity of oil palm plantations in Indonesia.

One way to increase the productivity of oil palm plants is to implement good fertilizer management practices. Nutrition management and good plant care have been proven to increase oil palm productivity, both in terms of the number and weight of bunches produced (Griffiths & Fairhurst, 2003). On the other hand, less effective fertilizer management will result in a reduction in oil palm plant productivity of up to 50%, for example in trees that are not given nitrogen and potassium fertilizer (Woittiez *et al.*, 2017).

Accurate fertilizer recommendations can be calculated from the results of leaf nutrient analysis because the response to fertilizer is highly correlated with the leaf nutrient value (Prabowo, 2005). Nutrient analysis of oil palm leaves generally uses chemical analysis methods from leaf samples taken from the frond of oil palm plants at frond number 17 (Von Uexkull, 1991). This method is usually called a destructive method which requires a long time, especially for large plantation areas. Non-destructive methods should be used to speed up this leaf nutrient analysis (Jayaselan *et al.*, 2017).

The large area of oil palm plantations requires technological support, such as high performance computing technology, IoT (Internet of Thing), and artificial intelligence, so that plantation management can run effectively and efficiently (Sastrohartono *et al.*, 2022). One of them is the SpectraVue CI-710s handheld spectrometer which has the ability to enter a prediction equation for the nutrient content of oil palm leaves with an output that can directly present it in the form of percentage of dry matter (%DM) for each nutrient analyzed. Therefore, researchers intend to develop an equation or model for predicting levels of the nutrient elements Nitrogen (N), Phosphate (P), and Potassium (K) in oil palm leaves using the SpectraVue CI-710s handheld spectrometer, and evaluating the performance of the element prediction model.

14 2. MATERIALS AND METHODS

The research method used in this research is a quantitative descriptive method. The outline of the research implementation stages is as follows: 1) population and sample determination stage, 2) leaf sampling stage, 3) scanning stage with a handheld spectrometer, 4) leaf nutrient analysis stage in the laboratory, 5) prediction model development stage, 6) the prediction model implementation stage, and 7) the prediction model performance evaluation stage. Figure 1 presented a flow chart of experimental steps.

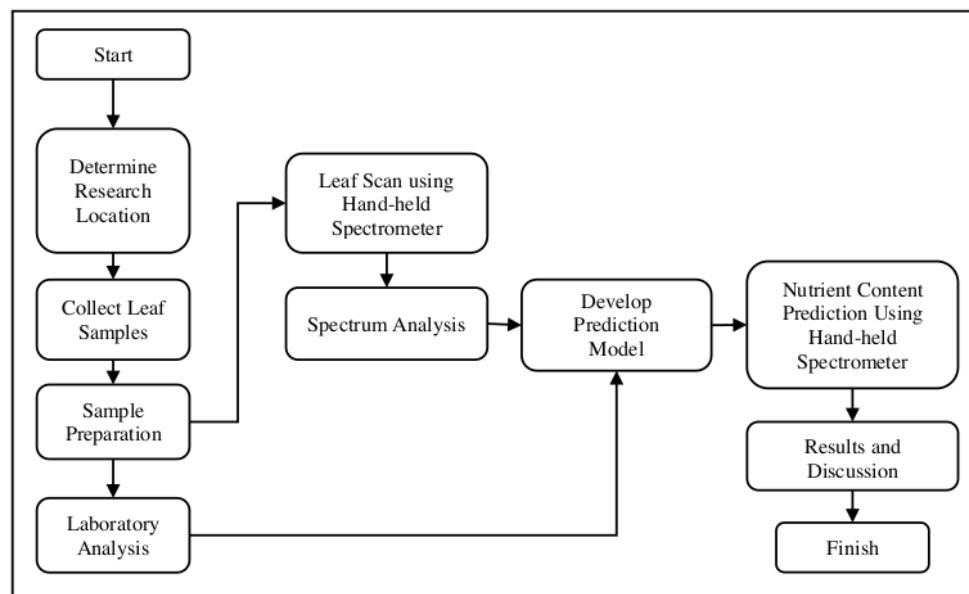


Figure 1. Flow chart of experimental steps



Figure 2. SpectraVue CI-710s leaf spectrometer

2.1. Research Materials

¹⁵ The material used in this research was a sample of oil palm leaves taken from frond number 17. Leaf analysis on frond number 17 is a method commonly used to estimate the status of Nitrogen, Phosphate and Potassium nutrient levels in oil palm plants over 2.5 years, because of its sensitivity to these nutrients (Jayaselan *et al.*, 2017; Rendana *et al.*, 2015).

2.2. Research Tools

The research tools used in this research included: 1) SpectraVue CI-710s leaf spectrometer (Figure 2); 2) HP ProBook notebook with seventh generation Intel Core i7 processor specifications and RAM with a capacity of 8 GB; 3) Microsoft Excel software to prepare research variable data; 4) Jupyter Notebook software which runs on the Google Chrome application to run the Python programming language; 5) and Python library software: Pandas, scikit-learn, NumPy, Matplotlib, and seaborn.

2.3. Research sites

¹³ This research was conducted at one of the oil palm plantations in East Kotawaringin Regency, Central Kalimantan Province from February to March 2023. The soil type at the research location is Entisols with flat to undulating topography. The elevation of the research location ranges from 10-50 meters above sea level.

2.4. Sample Selection

The research was carried out in an area of approximately 6 hectares, with a population of 891 oil palm trees from the planting year in 2017. The criteria for determining the sample were as follows: 1) Blocks of oil palm trees with a uniform planting age of <6 years, with the aim that the handheld spectrometer can reach the fronds without damaging the fronds; 2) Blocks have a variety of plant conditions that can be clearly differentiated with the naked eye, namely having plants that appear yellow or are indicated to be experiencing nutrient deficiencies to plants that appear green or are indicated to be healthy; 3) Samples of 133 oil palm trees were taken at random or around 15% of the total population studied.

2.5. Leaf Sampling

The observed leaf samples were taken from the frond of oil palm tree number 17. In theory, frond number 17 is the most sensitive to indications of the nutrient content N, P, and K (Rendana *et al.*, 2015), this is supported by research results others stated that the prediction results for nutrients N, P, and K in frond number 17 gave better results than frond numbers 3 and 9 (Jayaselan *et al.*, 2017). However, for young plants (less than 3 years old), leaf nutrient analysis provides better prediction results for frond number 9 (Von Uexkull, 1991).

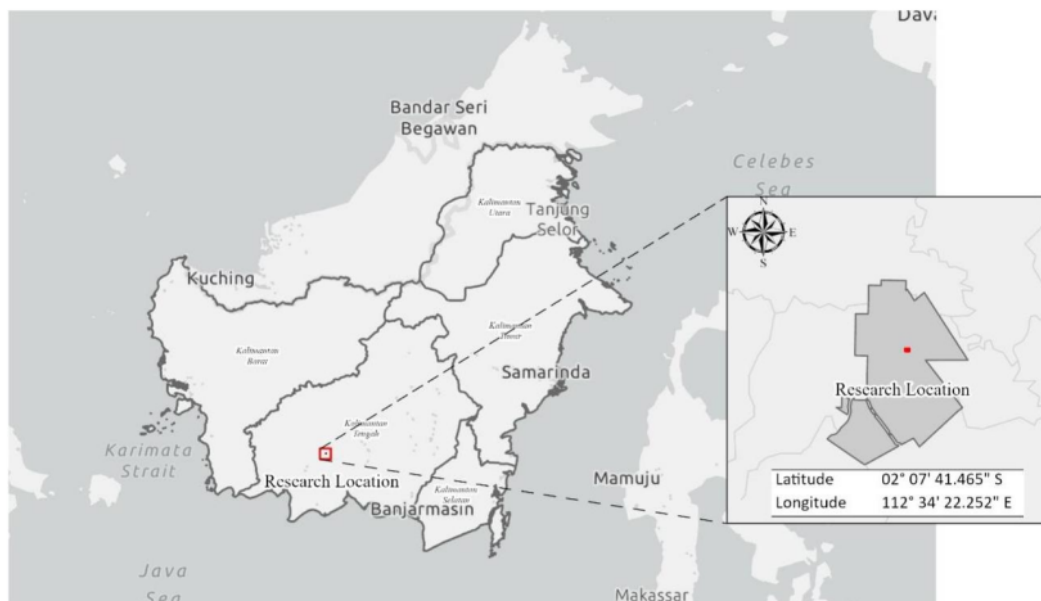


Figure 3. Research location in East Kotawaringin Regency, Central Kalimantan Province (02°07'41,465"S, 112°34'22,252"E)

2
The method and stages of leaf sampling carried out are as follows: 1) Leaf samples were taken from each oil palm tree sample at frond number 17, from 90 randomly selected oil palm trees; 2) The leaf sample taken is a leaf located in the middle of the frond, which is characterized by the presence of a sharp part on the stem of the frond that faces upwards; 3) 12 leaves were taken, with details of 6 from the right side of the frond and 6 from the left side of the frond; 4) The twelve leaves taken as samples were cut at the base and tip, leaving only the middle part, with a length of approximately 20 cm, and the stem part was removed; 5) Leaf samples that have been cut and the stems removed are then placed in the bag provided and given a sample identification number; 6) Steps 1 to 4 were repeated for all tree samples, until 133 samples were obtained from frond number 17; and 7) All leaf samples were then cleaned of dust and dirt using cotton wool and distilled water, before scanning using a handheld spectrometer and analyzing nutrient levels in the laboratory.

2.6. Spectrometer Scanning

Leaf samples that have been collected and separated into identified bags are then scanned with a handheld spectrometer. Scanning of leaf samples with a handheld spectrometer was carried out directly after taking the leaf samples. Before scanning, leaf samples were cleaned of dust and dirt with distilled water (distilled water). This is done to reduce the possibility of bias caused by instrument reading errors.

The increase in wavelength data when scanning leaf samples was set to increase every 0.6 nm. Based on the equipment specifications document, the SpectraVue CI-710s handheld spectrometer can scan in the wavelength range 360 – 1100 nm (CID Bio-Science, 2023).

The method and stages of scanning leaf samples are as follows: 1) The spectrometer was set using Reflectance scan mode at wavelength range 360 - 1100 nm with wavelength data increment of 0.55 - 0.7 nm, and automatic integration time; 2) Scanning was carried out one by one for each leaf sample and adjusted to the identity of the sample; 3) Out of the 12 leaves taken for each frond, the 2 cleanest leaves were selected for scanning; 4) Scanning of leaf samples was carried out on the abaxial side of the leaf at 3 points or positions, namely at the tip, middle and base of the leaf. Each point was scanned 5 times and averaged.

2.7. Analysis of Leaf Nutrients

Leaf samples that have been cleaned and scanned with a handheld spectrometer were then analyzed for nutrient levels in the laboratory. The methods and stages of analyzing leaf nutrients in the laboratory were as follows: (1) The cleaned leaf samples were placed in an identified envelope and then dried using an oven at a temperature of 80 °C for ±12 h. Drying was carried out to remove water content from plant tissue to stop enzymatic reactions and stabilize the sample (Kalra, 1998). This temperature is safe from loss of N elements, composition changes, and protein changes (Unkovich *et al.*, 2008). (2) Dry leaf samples were ground to obtain a smooth sample to ensure homogeneity in the sample (Kalra, 1998). (3) Fine leaf samples were analyzed for levels of the nutrient elements Nitrogen, Phosphate and Potassium using standard procedures at the EMU (R&D) laboratory – Wilmar Central Kalimantan.

2.8. Prediction Model Development

The wavelength range used in this research was the wavelength range of 400 – 900 nm, so that the total number of independent variables analyzed for each leaf sample was 852 variables which were then used to create a vegetation index. There were 3 leaf nutrients analyzed, so that for each leaf sample, there were 3 dependent variables analyzed. Oliveira *et al.* (2019) revealed that there was a strong relationship between leaf nutrition and leaf reflectance (leaf reflectance value), located in the visible and near infrared regions (400 - 900 nm) of the light spectrum. The spectral index was calculated from a combination of 2 independent variables using the Normalized Difference (ND) equation:

$$X = \frac{(\rho_{\lambda 2} - \rho_{\lambda 1})}{(\rho_{\lambda 2} + \rho_{\lambda 1})} \tag{1}$$

where X is the independent variable in the form of a vegetation index which is formed from a combination of 2 independent variables, namely the reflectance value (ρ) at the first ($\lambda 1$) and second ($\lambda 2$) selected wavelengths. So, from 852 independent variables, with a wavelength range of 400 – 900 nm, 362,526 vegetation indices can be formed.

The method used to select the first ($\lambda 1$) and second ($\lambda 2$) wavelengths was the brute-force method, to find or select which variable has the strongest correlation with the dependent variable, namely the nutritional content of Nitrogen (N), Phosphate (P), and Potassium (K), oil palm leaves. This brute-force method combines all independent variables (vegetation index) with all dependent variables one by one (Heule & Kullmann, 2017). The interpretation of the correlation coefficient values is as shown in Table 1.

The variables used for analysis were separated into 2 parts, namely 70% training dataset and 30% validation dataset. Making a prediction model using a simple linear regression statistical technique with the equation:

$$Y_N = \alpha_N + \beta_N \cdot X_N \tag{2}$$

$$Y_P = \alpha_P + \beta_P \cdot X_P \tag{3}$$

$$Y_K = \alpha_K + \beta_K \cdot X_K \tag{4}$$

where Y_N , Y_P , and Y_K respectively are the predicted values for the levels of Nitrogen, Phosphate, and Potassium; α and β are the intercept and slope values resulting from the prediction model using simple linear regression; and X is the vegetation index with the highest correlation value. The prediction model was carried out using the Jupyter-Notebook application in a web browser using the Python programming language, utilizing the scikit-learn or sklearn module.

Table 1. Interpretation of correlation coefficient values (Schober *et al.*, 2018)

Correlation Coefficient	Interpretation
0.00 – 0.10	Very weak correlation (can be neglected)
0.10 – 0.39	Weak correlation
0.40 – 0.69	Medium correlation
0.70 – 0.89	Strong correlation
0.90 – 1.00	Highly strong correlation

23
Table 2. Interpretation of MAPE values (Montaño *et al.*, 2013)

MAPE (%)	Interpretation
<10	Highly accurate forecasting
10-20	Good forecasting
20-50	Reasonable forecasting
>50	Inaccurate forecasting

5
The validation dataset was used to test the prediction model formed. Evaluation of the performance of the prediction model used RMSE, MAPE, and Correctness. RMSE (Root Mean Square Error) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error) was calculated according to Equation (5) and (6) (Chicco *et al.*, 2021):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2} \quad (5)$$

3
The closer the RMSE value is to 0 (zero), the better the performance of the prediction model being built. Conversely, if the RMSE value moves away from 0 (zero) to infinity, the performance of the prediction model is considered poor.

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{Y_i - X_i}{Y_i} \right| \quad (6)$$

3
The closer the MAPE value is to 0 (zero), the performance of the prediction model being built is considered good, conversely, the further the MAPE value is from 0 (zero) to infinity, the performance of the prediction model is considered bad. Interpretation of MAPE values as shown in Table 2.

Correctness is defined as the percentage of accuracy obtained from reducing the error from the MAPE value. The interpretation of the correctness value is that the closer the value is to 100%, the better the performance of the prediction model. Conversely, the closer the correctness value approaches 0% (zero percent), the worse the performance of the prediction model. With correctness, the prediction model that has the best performance can be easily assessed from the highest correctness percentage value. The correctness was calculated using the following (Budiman *et al.*, 2022):

$$Correctness = (1 - MAPE) * 100\% \quad (7)$$

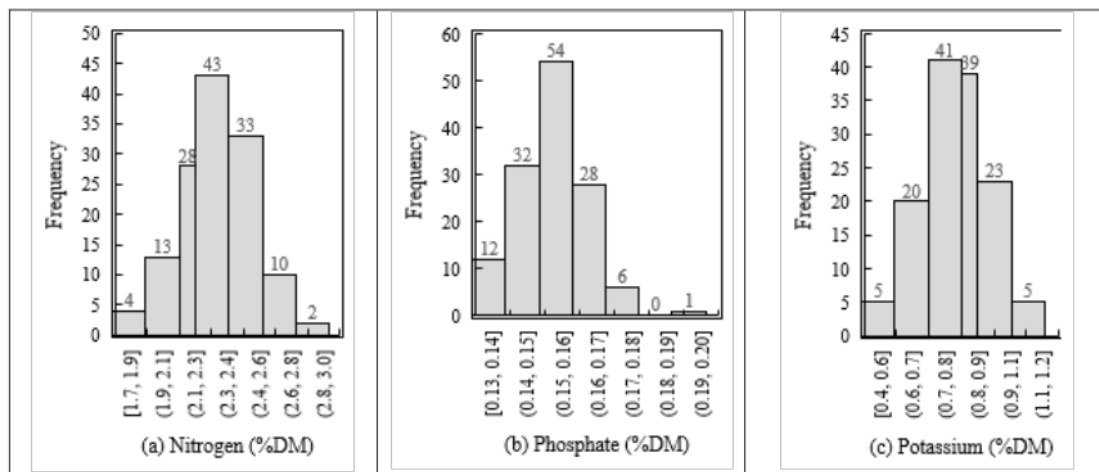


Figure 4. Nutrient content of leaf samples of frond number 17: (a) Nitrogen, (b) Phosphate, (c) Potassium.

3. RESULTS AND DISCUSSION

3.1. Laboratory Analysis of Oil Palm Leaf

Leaf samples were collected from February 15 to March 2 2023. The leaf samples that were collected were then analyzed for the levels of the nutrient elements Nitrogen (N), Phosphate (P), and Potassium (K) in the laboratory. The results of analysis of leaf samples in the laboratory are represented in the form of a histogram in Figure 4. A good dataset can be seen from the shape of the histogram which forms a normal distribution curve or is shaped like a bell (Capili *et al.*, 2021). In this research, the dataset resulting from leaf nutrient analysis in the laboratory appears to be normally distributed so it is suitable to be used as a prediction model variable.

3.2. Palm Leaf Sample Scanning

Scans carried out on 133 leaf samples produced reflectance data from wavelengths of 400-900 nm. Figure 5 shows a graphical representation of reflectance data from scanning leaf samples on frond number 17.

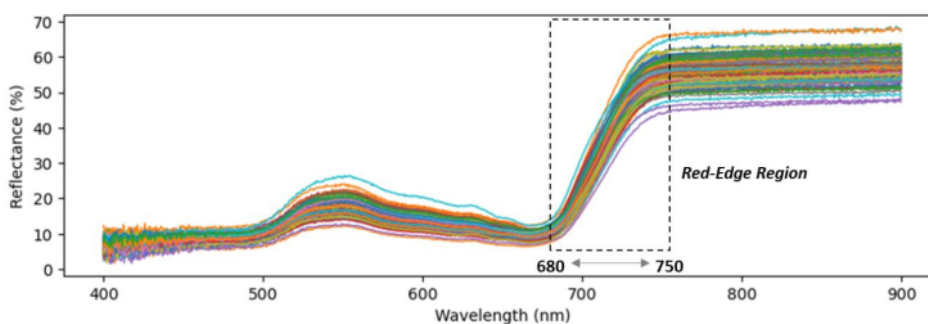


Figure 5. Graph of reflectance values from scanning leaf samples with a handheld spectrometer at frond number 17 and the Red-Edge wavelength range (Horler *et al.*, 1983).

3.3. Prediction Model Development

The independent variables chosen to predict the nutrient N were the wavelength pair B733.5 and B723.6 with a correlation coefficient of 0.77; The independent variable chosen to predict the nutrient P is the wavelength pair B721.8 and B715.4 with a correlation coefficient value of 0.69; and the independent variable chosen to predict the nutrient K is the wavelength pair B740.5 and 735.3 with a correlation coefficient value of 0.61. The results of selecting a combination of two wavelengths using this brute-force method are shown in Table 3.

In this study, the vegetation index that provided the highest correlation response was found in the red-edge region of the spectrum with a wavelength range of 670 – 760 nm (Guo *et al.*, 2018). In the analysis of N and P nutrients, research on eucalyptus leaves also showed the same thing, namely reflectance from the red-edge region wavelengths gave the highest correlation response, however for K nutrients in the green region range (Oliveira *et al.*, 2019).

Table 3. Results of vegetation index selection using the brute-force method to find the highest correlation coefficient for each nutrient.

Nutrient	Correlation Coefficient	Vegetation Index
Nitrogen (N)	0.77	['B733.5 B723.6']
Phosphate (P)	0.69	['B721.8 B715.4']
Potassium (K)	0.61	['B740.5 B735.3']

Note: The Vegetation Index is a combination of 2 wavelengths.

9
9
red-edge is a sharp change in leaf reflectance values in the wavelength range 680 – 750 nm which has a close relationship with the chlorophyll and water content in the leaves (Horler *et al.*, 1983) (see Figure 5). Apart from red-edge, the channels related to plants are the green channel which is mostly reflected and received by the human eye, as well as the blue and red channels which are most absorbed by chlorophyll for during photosynthesis (Al-Rajab, 2021). In this research, it can be seen that the red-edge channel, which has the characteristic of reflecting more light, turns out to be a channel that has a moderate to strong correlation with the levels of leaf nutrients N, P, and K, when compared to channels that are mostly absorbed by leaves, such as blue and red channels. So the red-edge channel proves to be very relevant and can produce a strong correlation or relationship with leaf nutrients.

The nutrient N has an influence on leaf area, leaf color, sheath growth rate, and photosynthesis results. N nutrient deficiency usually occurs in oil palm plants in sandy or flooded areas (Von Uexkull, 1991). The characteristics of the soil type at the research location tend to be sandy and light in color, which indicates that the soil has low organic matter. Soil with low organic matter will give a brighter color appearance when compared to soil with a high organic matter content which tends to be dark in color, the presence of which greatly influences the physical and chemical properties of the soil. These soil color characteristics can be used as a basis for predicting soil organic matter content (Sastrohartono *et al.*, 2021). Therefore, the impact of the lack of soil organic matter is that, to the naked eye, some plants at the research location look yellow and others look greener. This research sample included variations in leaf color, so this is what is likely to cause the correlation coefficient value of the nutrient N with the vegetation index to show a strong relationship.

Likewise with the nutrient P. The nutrient P has an influence on plant growth rate, stem diameter, frond length, and the size of the bunch. Unlike N, P deficiency does not show visible symptoms from leaf color, but can be seen from the size and shape of the stem, tending to be stunted, and short fronds (Von Uexkull, 1991). If observed at the research location, the shape and size characteristics of the oil palm plants sampled were stunted, indicated to have a P deficiency, and there were also samples that were not dwarf or normal. This may be the reason why the correlation coefficient value between the nutrient P and the vegetation index shows a moderate relationship (Table 3).

6
The influence of the K nutrient on oil palm plants is on the number and size of the bunches. Symptoms of K nutrient deficiency usually appear on oil palm leaves which experience orange spotting (orange spots) (Von Uexkull, 1991). In this study, the relationship between the nutrient K and the vegetation index showed a moderate relationship.

Prediction model was developed using the Simple Linear Regression method, so that a successful prediction model was developed for each nutrient and frond number in the form of a linear regression model, as follows:

$$Y_N = 1.034647 + 15.77955 * X_N \quad (8)$$

$$Y_P = 0.094865 + 0.722499 * X_P \quad (9)$$

$$Y_K = 0.338618 + 18.9094 * X_K \quad (10)$$

where $X_N = \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$; $X_P = \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$; and $X_K = \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$.

3.4. Prediction Results of Oil Palm Leaf Nutrients

2
Prediction of the nutrient Nitrogen (N), Phosphate (P), and Potassium (K) of oil palm leaves was carried out on the validation dataset. From a total of 133 samples for each tree and frond, the number of validation datasets was 40 samples or 30% of the total samples collected. The prediction results for the nutrients Nitrogen (N), Phosphate (P), and Potassium (K) are as shown in Figure 6. Meanwhile, the performance of the prediction model is as shown in Table 4.

The equation and trend line $y = ax + b$ produced by the scatter plot of observed and predicted nutrient content values (see Figure 6), shows a tendency to provide good prediction results for predicting Nitrogen nutrient levels. This is shown by the trend line which is tangent to the 45° curve line. This is different from the results of predicted levels of the nutrient elements Phosphate and Potassium. The prediction results for these two nutrients show a tendency to provide smaller prediction values or under estimates, where the predicted results for the levels of the nutrient elements Phosphate and Potassium tend to be smaller than the observed values. This is shown by the trend line which is above the 45° curve.

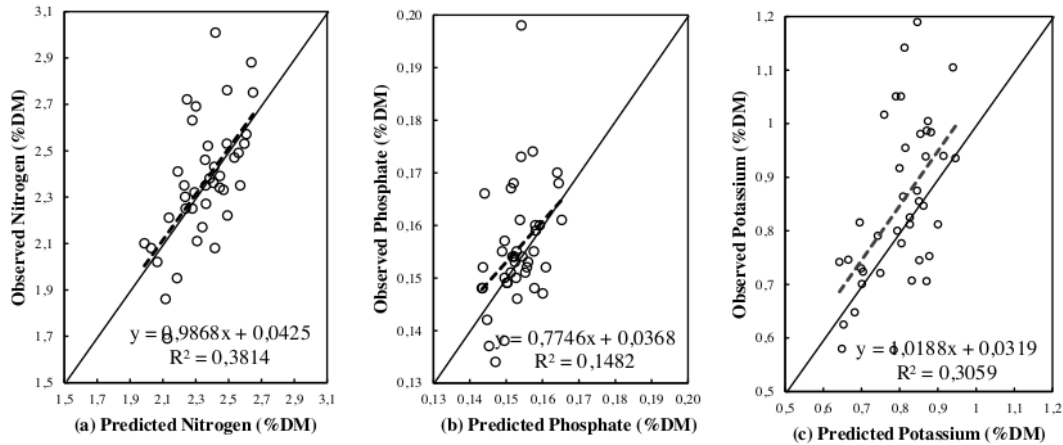


Figure 6. Graph of prediction results for nutrient: (a) Nitrogen (N), (b) Phosphate (P), and (c) potassium (K).

Table 4. Prediction Model Performance

Nutrient	RMSE	MAPE	Correctness (%)
Nitrogen (N)	0.21	0.07	93.29
Phosphate (P)	0.01	0.04	95.50
Potassium (K)	0.13	0.11	88.81

Note: MAPE is used to assess the accuracy of a prediction model and is usually converted into a percentage (MAPE*100%). The smaller the MAPE value, the more accurate the prediction model developed (Montaño *et al.*, 2013).

The R² value produced by the trend line in the predicted results of Nitrogen, Phosphate and Potassium nutrient levels is 0.3814, 0.1482 and 0.3059 respectively. It can be interpreted that the independent variables used in this research can only explain the levels of the nutrients Nitrogen, Phosphate and Potassium respectively at 38.14%, 14.82% and 30.59%, while the rest is explained by other variables outside the variables mentioned. used in this research.

To evaluate the performance accuracy of the prediction model, apart from using the 45° line curve approach and the R² value, it can also be evaluated using MAPE and Correctness. High accuracy of the prediction model is evaluated through a MAPE value of <10% (less than 10%) (Montaño *et al.*, 2013) (see Table 2) or a Correctness value of >90% (more than 90%) (Budiman *et al.*, 2022). Meanwhile, the accuracy of a good prediction model is evaluated through MAPE values ranging between 10% - 20% or Correctness values ranging between 80% - 90%. In this study, the accuracy of the prediction model was carried out using the Correctness approach for the nutrients N, P and K, where the Correctness values for the nutrients N and K showed very good accuracy, as assessed by the Correctness values of N and P respectively 93.29% and 95.50%, while for the nutrient K it shows good accuracy with a Correctness value of 88.81% (Table 4).

4. CONCLUSION AND SUGGESTION

4.1. Conclusion

In this research, the prediction model for oil palm leaf Nitrogen nutrient levels tends to give good results which can be seen from the trend line which is tangent to the 45° curve, while the prediction model for Phosphate and Potassium nutrient levels tends to under estimate as indicated by the trend line for both elements, those that are above the 45° line curve. From the R² value formed by the trend line of observed values (Y-axis) against predicted results (X-axis), it can be interpreted that the independent variables used in this research can only explain the levels of the nutrients Nitrogen,

Phosphate and Potassium respectively at 38.14%, 14.82% and 30.59%, while the rest is explained by other variables side the variables used in this research. The developed prediction model can produce RMSE values from the predicted N, P, and K nutrient levels of 0.21, 0.01, and 0.13, respectively. Meanwhile, the correctness values for the predicted levels of N, P, and K nutrients were 93.29%, 95.5%, and 88.81%, respectively. The regression equation formed to predict levels of the nutrients N, P, and K respectively is respectively:

$$Y_N = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})}$$

$$Y_P = 0.094865 + 0.722499 * \frac{(\rho_{\lambda 721,8} - \rho_{\lambda 715,4})}{(\rho_{\lambda 721,8} + \rho_{\lambda 715,4})}$$

$$Y_K = 0.338618 + 18.9094 * \frac{(\rho_{\lambda 740,5} - \rho_{\lambda 735,3})}{(\rho_{\lambda 740,5} + \rho_{\lambda 735,3})}$$

This equation can then be used as algorithm input on the SpectraVue CI-710s handheld spectrometer to estimate the nutrient content of oil palm leaves in frond number 17 in %DM units. 28

4.1. Suggestion

The handheld spectrometer used in this research has the ability to enter the obtained N, P and K regression equations. With this capability, the regression equation entered into this tool can be updated when there is a regression equation with better performance analysis results. The R² value in this research is still low, so it can be interpreted that this prediction model still has a big opportunity to be further developed in further research.

REFERENCES

- Al-Rajab, J. M. (2021). Solar Radiation and its Role in Plant Growth. In *Agro-Hydrometeorology*.
- BPS. (2020). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2019*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- BPS. (2021). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2020*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- BPS. (2022). *Statistik Kelapa Sawit Indonesia 2021*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Budiman, R., Seminar, K.B., & Sudradjat, S. (2022). The estimation of nutrient content using multispectral image analysis in palm oil (*Elaeis guineensis* Jacq). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **974**, 012062. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/974/1/012062>
- Capili, N.I.F., Marilla, J.F., Montes, K.M.S., & Villaseñor, F.C. (2021). Spatial variability model for water quality assessment of the physicochemical parameters and the water quality index of laguna lake and its tributaries. *Journal of Physics: Conference Series*, **1803**, 012006. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1803/1/012006>
- Chicco, D., Warrens, M.J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, **7**, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>
- CID Bio-Science. (2023). *Leaf spectroscopy for rapid non-destructive plant stress measurement*. <https://cid-inc.com/plant-science-tools/leaf-spectroscopy/ci-710-miniature-leaf-spectrometer/> (Accessed on 25 July 2023).
- CPOPC. (2022). *Palm Oil Supply And demand Outlook Report 2022*.
- Fairhurst, T.H., & Griffiths, W. (2014). *Oil Palm: Best Management Practices for Yield Intensification*. International Plant Nutrition Institute, South East Asia Program (IPNI SEAP), Canada. ISBN: 978-983-44503-1-1.
- Gregory, M. (2022). *Palm Oil Production, Consumption and Trade Patterns: The Outlook from an EU Perspective*. FERN, Brussels, Belgium: 19 pp.
- Griffiths, W., & Fairhurst, T. (2003). Implementation of best management practices in an oil palm rehabilitation project. *Better Crops International*, **17**(1), 16-19.

- Guo, B.-B., Zhu, Y.-J., Feng, W., He, L., Wu, Y.-P., Zhou, Y., Ren, X.-X., & Ma, Y. (2018). Remotely estimating aerial n uptake in winter wheat using red-edge area index from multi-angular hyperspectral data. *Frontiers in Plant Science*, *9*, 675. <https://doi.org/10.3389/fpls.2018.00675>
- Heule, M.J.H., & Kullmann, O. (2017). The science of brute force. *Communications of the ACM*, *60*(8), 70–79. <https://doi.org/10.1145/3107239>
- Horler, D.N.H., Dockray, M., & Barber, J. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal of Remote Sensing*, *4*(2), 273–288. <https://doi.org/10.1080/01431168308948546>
- Jayaselan, H., Nawi, N., Ismail, W., Shariff, A., Rajah, V., & Arulandoo, X. (2017). Application of spectroscopy for nutrient prediction of oil palm. *Journal of Experimental Agriculture International*, *15*(3), 1–9. <https://doi.org/10.9734/JEAI/2017/31502>
- Montaño, J., Palmer, A., Sesé, A., & Cajal, B. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*, *25*, 500–506. <https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23>
- Oliveira, L.F.R. de, Santana, R.C., & de Oliveira, M.L.R. (2019). Nondestructive estimation of leaf nutrient concentrations in eucalyptus plantations. *CERNE*, *25*(2), 184–194. <https://doi.org/10.1590/01047760201925022631>
- Prabowo, N.E. (2005). Penggunaan diagnosa daun untuk rekomendasi pemupukan kelapa sawit. *Prosiding Pertemuan Teknis Kelapa Sawit 2005: Peningkatan Produktivitas Kelapa Sawit Melalui Pemupukan dan Pemanfaatan Limbah PKS*. Medan, 19-20 April 2025.
- Rendana, M., Abd Rahim, S., Idris, W., Lihan, T., & Ali Rahman, Z. (2015). A review of methods for detecting nutrient stress of oil palm in Malaysia. *Journal of Applied Environmental and Biological Sciences*, *5*, 60–64.
- Sastrohartono, H., Suparyanto, T., Sudigyo, D., & Pardamean, B. (2021). *Prediction of Soil Organic Matter Levels with Image Processing 2 and Artificial Neural Networks Using Mobile Phones*.
- Sastrohartono, H., Suryotomo, A. P., Saifullah, S., Suparyanto, T., Perbangsa, A. S., & Pardamean, B. (2022). Drone application model for image acquisition of plantation areas and oil palm trees counting. *2022 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, 167–171. <https://doi.org/10.1109/ICIMTech55957.2022.9915223>
- Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L.A. (2018). Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation. *Anesthesia & Analgesia*, *126*(5), 1763–1768. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- Kalra, Y.P. (Editor) (1998). *Handbook of Reference Methods for Plant Analysis*. CRC Press. Boca Raton, FL: 287 pp.
- Unkovich, M., Herridge, D., Peoples, M., Cadisch, G., Boddey, B., Giller, K., Alves, B., & Chalk, P. (2008). *Measuring Plant-associated Nitrogen Fixation in Agricultural Systems*. Australian Centre for International Agricultural Research (ACIAR).
- Von Uexkull, H.R. ; Fairhurst, T.H. (1991). The Oil Palm: Fertilizing for High Yield and Quality. *IPI Bulletin 12*. International Potash Institute, Worblaufen-Bern/Switzerland: 79 pp.
- Woittiez, L. S., van Wijk, M.T., Slingerland, M., van Noordwijk, M., & Giller, K.E. (2017). Yield gaps in oil palm: A quantitative review of contributing factors. *European Journal of Agronomy*, *83*, 57–77. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2016.11.002>

The Prediction of Nitrogen, Phosphate, and Potassium Contents of Oil Palm Leaf Using Hand-Held Spectrometer

ORIGINALITY REPORT

11%

SIMILARITY INDEX

6%

INTERNET SOURCES

9%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- 1 jurnal.fp.unila.ac.id 2%
Internet Source
- 2 Helena Jayaselan, Nazmi Nawi, Wan Ismail, Abdul Shariff, Vijiandran Rajah, Xaviar Arulandoo. "Application of Spectroscopy for Nutrient Prediction of Oil Palm", Journal of Experimental Agriculture International, 2017 1%
Publication
- 3 Yulian Gao, Kecui Dong, Yaojie Yue. "Projecting global fertilizer consumption under shared socioeconomic pathway (SSP) scenarios using an approach of ensemble machine learning", Science of The Total Environment, 2024 1%
Publication
- 4 Thatchapol Chungcharoen, Irwin Donis-Gonzalez, Kittisak Phetpan, Vasu Udompetaikul, Panmanas Sirisomboon, Rattapong Suwalak. "Machine learning-based prediction of nutritional status in oil palm" <1%

leaves using proximal multispectral images",
Computers and Electronics in Agriculture,
2022

Publication

5

Arechkik Ameer, Asmae Berrada, Anisa Emrani. "Intelligent energy management system for smart home with grid-connected hybrid photovoltaic/ gravity energy storage system", Journal of Energy Storage, 2023

Publication

<1 %

6

library.wur.nl

Internet Source

<1 %

7

dspace.aua.gr

Internet Source

<1 %

8

www.tandfonline.com

Internet Source

<1 %

9

D. N. H. Horler. "The red edge of plant leaf reflectance", International Journal of Remote Sensing, 1983

Publication

<1 %

10

www.scielo.br

Internet Source

<1 %

11

Submitted to Middlesex University

Student Paper

<1 %

12

www.frontiersin.org

Internet Source

<1 %

13

voi.id

Internet Source

<1 %

14

Herawati Oktavianty, Didi Dwi Anggoro. "Adsorption Kinetics of Activated Carbon from Oil Palm Fronds on Decreasing of Copper and Lead Ions", E3S Web of Conferences, 2024

Publication

<1 %

15

R Budiman, K B Seminar, Sudradjat. "The estimation of nutrient content using multispectral image analysis in palm oil (*Elaeis guineensis* Jacq)", IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2022

Publication

<1 %

16

Siti Anis Dalila Muhammad Zahir, Mohd Faizal Jamlos, Ahmad Fairuz Omar, Mohd Aminudin Jamlos et al. "Review – Plant nutritional status analysis employing the visible and near-infrared spectroscopy spectral sensor", Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2024

Publication

<1 %

17

L. Chen. "Comparison between back propagation neural network and regression models for the estimation of pigment content in rice leaves and panicles using hyperspectral data", International Journal of Remote Sensing, 1/2007

Publication

<1 %

18	ijece.iaescore.com Internet Source	<1 %
19	researchrepository.wvu.edu Internet Source	<1 %
20	www.fern.org Internet Source	<1 %
21	B. Leblon. "Shadowing effects on SPOT-HRV and high spectral resolution reflectances in Christmas tree plantations", International Journal of Remote Sensing, 1/1/1996 Publication	<1 %
22	Marlon Rodrigues, Everson Cezar, Josiane Carla Argenta, Lucas Borges Barcelos et al. " Relationship Between Vegetation Indices, Nutrients Content, and the Biomass Production of Brachiaria () ", Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2022 Publication	<1 %
23	Submitted to National Research University Higher School of Economics Student Paper	<1 %
24	Nurfaida Nurfaida, Elkawakib Syam'un, Fachirah Ulfa, Katriani Mantja, Muhammad Faried. "Breaking Dormancy of Shallot (<i>Allium ascolonicum</i> L.) Bulb Using Hydrogen	<1 %

25

S. Balasubramanian, S. Panigrahi, C.M. Logue,
C. Doetskott, M. Marchello, J.S. Sherwood.
"Independent component analysis-processed
electronic nose data for predicting Salmonella
typhimurium populations in contaminated
beef", Food Control, 2008

Publication

<1 %

26

acikerisim.omu.edu.tr

Internet Source

<1 %

27

jurnal.um-tapsel.ac.id

Internet Source

<1 %

28

www.mdpi.com

Internet Source

<1 %

29

Baocheng Yang, Haina Zhang, Xianghui Lu,
Haolong Wan, Yue Zhang, Jie Zhang, Zhinong
Jin. "Inversion of Leaf Water Content of
Cinnamomum camphora Based on Preferred
Spectral Index and Machine Learning
Algorithm", Forests, 2023

Publication

<1 %

30

R.H.V. Corley, P.B. Tinker. "The Oil Palm",
Wiley, 2015

Publication

<1 %

31

Suardi, Lilik Sutiarto, Herry Wirianata, Andri Prima Nugroho, Sukarman, Septa Primananda, Moch. Dasrial, Badi Hariadi.
"Optimization of a soil type prediction method based on the deep learning model and vegetation characteristics", Plant Science Today, 2023

Publication

<1 %

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On