

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).

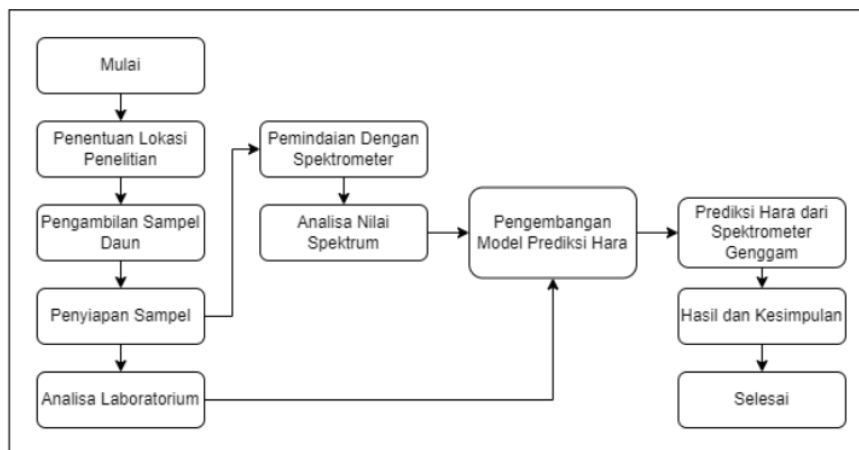
24 Rekomendasi pupuk yang akurat dapat dihitung melalui hasil analisis hara daun
25 karena respon terhadap pupuk sangat berkorelasi dengan nilai hara daun (Prabowo,
26 2005). Analisis hara daun kelapa sawit umumnya menggunakan metode analisis kimia
27 dari contoh daun yang diambil pada pelepah tanaman 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
22 Gambar 1. Diagram alir penelitian
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.

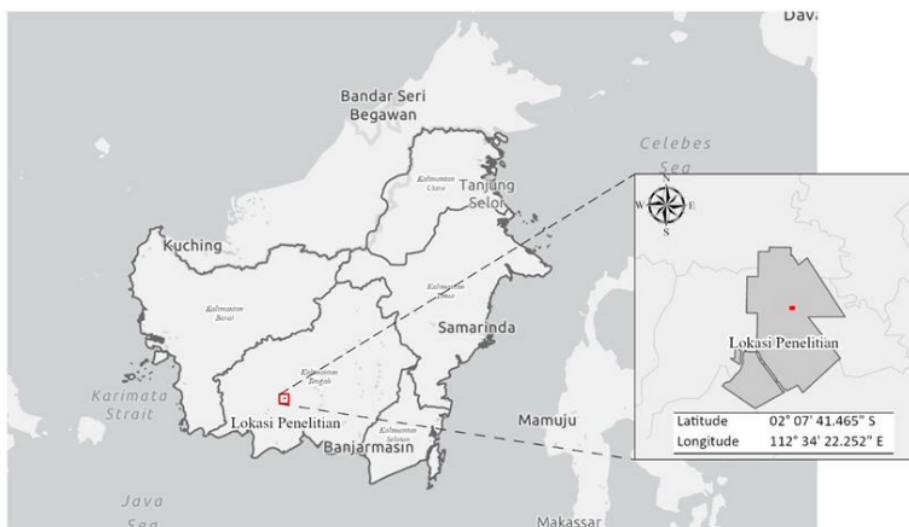
11 4) Perangkat lunak Jupyter Notebook yang dijalankan pada aplikasi Google Chrome
12 untuk menjalankan bahasa pemrograman Python.

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

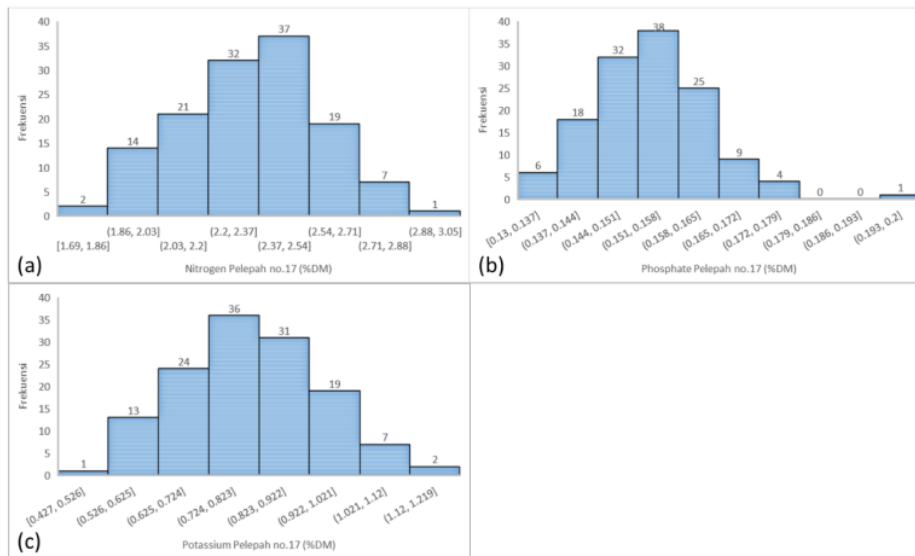
1 *Correctness* diartikan dengan persentase akurasi yang diperoleh dari pengurangan
 2 kesalahan dari nilai MAPE. Interpretasi nilai *correctness* adalah semakin mendekati
 3 nilai 100%, maka kinerja model prediksi semakin baik. Sebaliknya, semakin nilai
 4 *correctness* mendekati nilai 0% (nol persen), 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.

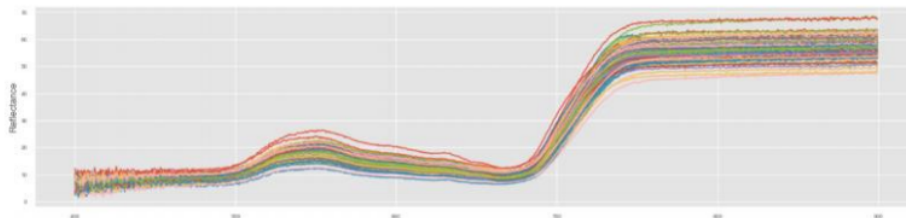
5

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

1 3.3. Pengembangan Model Prediksi

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

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

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

21

22 Tabel 4. Hasil seleksi indeks vegetasi dengan metode *brute-force* untuk mencari koefisien
23 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']

24 Keterangan: Indeks Vegetasi merupakan kombinasi 2 panjang gelombang.

25

26 Pada penelitian ini, indeks vegetasi yang memberikan respon korelasi tertinggi
27 terdapat pada spektrum wilayah tepi-merah (*red-edge*) dengan rentang panjang
28 gelombang berkisar antara 670 – 760 nm (Guo et al., 2018). Pada analisa unsur hara N
29 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

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:

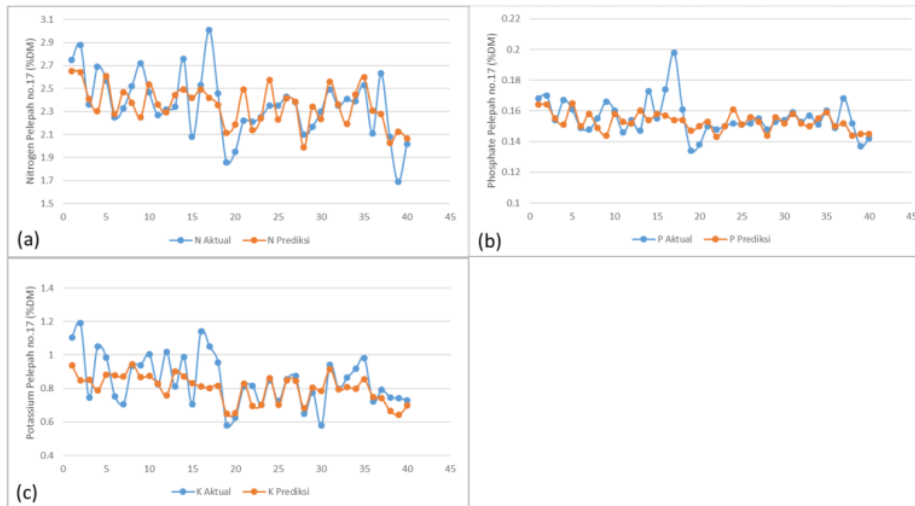
$$yN = 1.034647 + 15.77955 * \frac{(\rho_{\lambda 733,5} - \rho_{\lambda 723,6})}{(\rho_{\lambda 733,5} + \rho_{\lambda 723,6})} \quad (8)$$

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

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

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 5. Sedangkan kinerja model prediksi seperti ditunjukkan pada tabel 5.



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