

## Pemetaan Kandungan Hara Daun Kelapa Sawit Menggunakan Citra Multispektral Berbasis *Unmanned Aerial Vehicle*

### *Mapping of Leaf Nutrient Content Using Multispectral Imagery in Oil Palm Based on Unmanned Aerial Vehicles*

Madiyanto\*<sup>1</sup>, Rahmawaty<sup>1</sup>, dan Heri Santoso

**Abstrak** Kecukupan hara merupakan salah satu faktor yang sangat berpengaruh terhadap produktivitas kelapa sawit. Umumnya, pemenuhan kecukupan hara dilakukan melalui pemupukan yang ditentukan berdasarkan hasil analisis kandungan tanah dan daun. Pengukuran kandungan hara daun secara konvensional tidak memiliki fleksibilitas, tidak praktis, membutuhkan tenaga kerja intensif, serta perlu waktu dan biaya tinggi, sehingga penginderaan jauh dapat menjadi alternatif untuk mengatasinya. Dalam penelitian ini, digunakan ekstraksi nilai reflektan setiap saluran serta transformasi indeks vegetasi *NDVI* dan *GNDVI* dari 3 saluran kamera multispektral (*red, green, near infrared*) sebagai variabel bebas (*predictor*) untuk mengestimasi hara daun blok pengamatan pada perkebunan kelapa sawit. Model regresi polinomial berganda dibangun dari hasil analisis laboratorium daun kelapa sawit sebanyak 35 contoh yang digunakan sebagai variabel terikat. Model prediksi N, P, K, Ca, dan Mg menggunakan regresi polinomial berganda orde 4 menghasilkan nilai  $R^2$  berturut-turut 0,986; 0,975; 0,981; 0,970; dan 0,968, nilai *Adjusted R<sup>2</sup>* berturut-turut 0,861; 0,761; 0,812; 0,710; dan 0,690, nilai RSE berturut-turut 0,065; 0,003; 0,076; 0,074; dan 0,036, serta nilai MAPE berturut-turut 5,23%; 3,22%; 10,38%; 13,40%; dan 16,59%. Nilai prediksi kandungan hara daun setiap pohon diolah dan diklasifikasikan secara spasial menghasilkan

kandungan hara N, P, dan Ca yang didominasi kriteria sedang masing-masing 95,51%, 100%, dan 80,58%, sedangkan hara K dan Mg didominasi kriteria rendah masing-masing 77,86%, dan 90,39% dari jumlah pohon.

**Kata kunci:** hara daun, indeks vegetasi, pemupukan, penginderaan jauh, prediksi, UAV

**Abstract** Adequate nutrition is one of the critical factors in determining the productivity of oil palm. Usually, to obtain sufficient nutrients for plants, fertilization is performed based on the results of soil and leaf nutrient content analyses. Measuring leaf nutrient content conventionally lacks flexibility, is impractical, is labour-intensive, and takes time and money, so remote sensing can be an alternative to addressing this problem. The study used the extraction of the reflectance values of each band as well as the transformation of the *NDVI* and *GNDVI* vegetation index from 3 bands of multispectral cameras (*red, green, near infrared*) as an independent variable (*predictor*) to estimate leaf nutrient on oil palm plantations. A multiple polynomial regression model is built from a laboratory analysis of 35 examples of oil palm leaves used as a dependent variable. Predictive models of N, P, K, Ca, and Mg using multiple polynomial regression of order 4 resulted in  $R^2$  values in the succession of 0,986; 0,975; 0,981; 0,970; and 0,968; *Adjusted R<sup>2</sup>* values in the sequence of 0,861; 0,761; 0,812; 0,710; and 0,690; RSE values consecutive of 0,065; 0,003; 0,076; 0,074; and 0,036; as well as MAPE values successive of 5,23; 3,22; 10,38; 13,40; and 16,59%. The predictive value of the leaf nutrients of each tree processed and classified spatially resulted in the content of N, P, and Ca being dominated by average criteria of respectively 95,51%, 100%, and 80,58% of

Penulis yang tidak disertai dengan catatan kaki instansi adalah peneliti pada Pusat Penelitian Kelapa Sawit

Madiyanto (✉)  
Pusat Penelitian Kelapa Sawit  
Jl. Brigjen Katamso No. 51 Medan 20158 Indonesia  
Email: madiyanto@gmail.com

<sup>1</sup>Fakultas Kehutanan, Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia

the total tree, while K and Mg dominated the low criteria of 77.86% and 90.39%, respectively.

**Keywords:** fertilization, leaf nutrient, predicting, remote sensing, UAV, vegetation indices

## PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara produsen kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) terbesar dengan luas areal perkebunan kelapa sawit diperkirakan sebesar 14,62 juta hektar pada tahun 2021 (Directorate of Food Crops 2022). Produktivitas tanaman menjadi salah satu kunci untuk membentuk perkebunan kelapa sawit yang berkelanjutan (Ibragimov *et al.*, 2019). Salah satu faktor yang berkontribusi terhadap produksi kelapa sawit adalah kecukupan hara (Kamal & Manan, 2020).

Pemenuhan kebutuhan hara tanaman kelapa sawit dilakukan melalui pemupukan (Corley & Tinker 2016; Fairhursts *et al.*, 2019). Selain analisis tanah, analisis jaringan tanaman biasanya digunakan untuk menentukan kebutuhan unsur hara tanaman (Tiemann *et al.*, 2018). Namun, pengukuran hara daun secara konvensional tidak praktis, perlu tenaga kerja yang intensif serta memerlukan waktu dan biaya tinggi di perkebunan kelapa sawit yang luas.

Penginderaan jauh menjadi metode alternatif untuk pengukuran kandungan hara daun kelapa sawit melalui analisis citra. Beberapa penelitian sebelumnya telah berhasil menggunakan *image* penginderaan jauh untuk deteksi dan monitoring kondisi tanaman (Amirruddin *et al.*, 2017; Santoso *et al.*, 2019; Santoso & Winarna, 2021; Budiman *et al.*, 2022). Saat ini, *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) yang dibekali sensor tematik menjadi pilihan untuk mengatasi keterbatasan citra satelit. *Unmanned Aerial Vehicle* merupakan pesawat tanpa awak dengan sistem kendali jarak jauh atau mampu mengendalikan dirinya sendiri untuk mengangkat dirinya menggunakan hukum aerodinamika yang dioperasikan oleh pilot. Alat ini memiliki fleksibilitas akuisisi sehingga memungkinkan untuk dipilih jenis sensor, sudut pandang, resolusi spasial, waktu dan frekuensi akuisisi (Alvarez-Vanhard *et al.*, 2021). Penggunaan UAV telah menjadi alat yang menjanjikan untuk memantau status pertumbuhan kelapa sawit secara individu (Zheng *et al.*, 2021) dengan biaya yang relatif rendah. Dalam penelitian ini citra multispektral diambil menggunakan UAV untuk pemetaan kandungan hara daun kelapa sawit.

## BAHAN DAN METODE

### Waktu dan Tempat Penelitian

Pengambilan data dilakukan pada Juni 2021 di perkebunan kelapa sawit yang berada di Sumatera Utara, Indonesia pada koordinat antara 3°3'0,036"- 3°18'6,018" Lintang Utara dan antara 99°31'13.552"-99°33'50.817" Bujur Timur. Data diambil pada tanaman tahun tanam (TT) 2019 (umur di lapangan; 3 tahun), TT 2016 (umur di lapangan; 5 tahun), TT 2012 (umur di lapangan; 9 tahun), dan TT 2005 (umur di lapangan; 15 tahun). Analisis daun dilakukan di Laboratorium Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) di Medan, Sumatera Utara.

### Bahan dan Alat

Wahana yang digunakan berupa UAV yang telah dilengkapi *auto pilot*, *global positioning system* (GPS), dan telemetri untuk misi penerbangan secara otomatis. Kamera menggunakan Mapir Survey 3 RGN dengan sensor kamera Sony Exmox R IMX117 12MP lensa non-fisheye yang dilengkapi 3 filter untuk menghasilkan 3 band/saluran (*multispectral*), yaitu *Red*, *Green*, dan *Near Infrared* (NIR) (Mapir Team 2023). Pengambilan menggunakan laptop HP Pavilion x360 Intel(R) Core(TM) i7 Win 10 yang dilengkapi Memory (RAM) 16 Gb menggunakan perangkat lunak *Mission Planner* versi 1.3.10, sedangkan pengolahan dan analisis data menggunakan PC Desktop ROG GT51CH - ID003T GTX1080 Intel(R) Core(TM) i7 Win 10 yang dilengkapi RAM 64 Gb dengan perangkat lunak antara lain: ArcMap 10.8 (*trial version*), *Mapir Camera Control* (MCC), Agisoft Metashape Professional (*trial version*), ENVI Classic 5.3 (*trial version*), Microsoft office 365, serta R Studio *software* untuk analisis data.

### Persiapan

Persiapan yang dilakukan meliputi studi

literatur, pengumpulan data sekunder, penyiapan alat, penentuan blok dan pohon contoh, serta pembuatan peta kerja. Data sekunder yang dikumpulkan antara lain peta kebun, *areal statement* tanaman, dan citra foto udara *true colour* yang diperoleh dari kantor perkebunan tempat penelitian. Pohon contoh untuk membangun model sebanyak 5 pohon yang ditentukan secara *purposive* tersebar di setiap blok. Pohon contoh diambil dari 7 blok tanaman berumur 3 tahun (2 blok), 5 tahun (2 blok), 9 tahun (2 blok), dan 15 tahun (1 blok), sehingga seluruhnya diperoleh 35 pohon contoh. Pemetaan hara daun dilakukan pada seluruh pohon yang berada di 1 blok tanaman berumur 15 tahun, blok tersebut bukan merupakan blok yang digunakan untuk membangun model prediksi.

### Akuisisi Citra Multispektral

Akuisisi citra multispektral dengan menggunakan wahana UAV dilakukan berdasarkan jalur terbang yang telah ditentukan. Jalur terbang dibuat berdasarkan *Area of Interest* (AOI) batas areal blok yang diatur untuk penerbangan pada ketinggian terbang 400 meter dari *control station*, *overlapping* citra 80% (*frontlap*), dan 75% (*sidelap*). Gambar *calibration target* untuk kalibrasi nilai pantulan diambil sesaat setelah dan sebelum akuisisi citra dilakukan. Pengambilan gambar dilakukan pada siang hari untuk meminimalisir bayangan (Dash *et al.*, 2017). Hasil perekaman menghasilkan RAW data dan data format .jpg yang mengandung 3 band/saluran yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*), inframerah (*Near Infrared*) pada panjang gelombang 660 nm, 550 nm dan 850 nm. *Geotagging* citra data format .jpg dengan *software Mission Planner* versi 1.3.10 menggunakan data lokasi dari GPS UAV, sedangkan GPS kamera multispektral tidak diaktifkan.

### Pengambilan contoh daun

Pengambilan contoh daun dilakukan sesaat setelah akuisisi citra, sehingga nilai pantulan

kanopi kelapa sawit dapat menggambarkan kondisi aktual nilai kandungan hara dari contoh daun yang diambil. Contoh daun tidak hanya diambil pada daun ke-9 untuk tanaman belum menghasilkan (TBM) dan daun ke-17 untuk tanaman menghasilkan (TM) sesuai prosedur (Fairhurts *et al.*, 2019), melainkan diambil pada pelepah ke-1, 9, 17, dan 25 untuk TBM serta pada pelepah ke-9, 17, 25, dan 33 untuk TM. Hal ini karena nilai pantulan kanopi kelapa sawit yang diterima sensor tidak hanya nilai *reflectance* pelepah ke-9 dan 17 saja, melainkan seluruh pelepah yang terlihat secara tegak dari atas, sehingga untuk mempresentasikan kandungan hara tanaman diambil masing-masing 1 pelepah mewakili spiral tanaman kelapa sawit. Contoh daun setelah diambil dibersihkan dan dikeringkan menggunakan oven dengan suhu 70-80°C dan kemudian dianalisis laboratorium nilai kandungan hara N, P, K, Ca, dan Mg sesuai metode (Skogerboe *et al.*, 1967; Kjeldahl, 1983; Rhebergen *et al.*, 2019). Hasil nilai kandungan hara setiap pohon diperoleh dari rata-rata nilai kandungan hara seluruh pelepah yang diambil pada masing-masing pohon contoh.

### Pengolahan Data Citra Multispektral

Seleksi citra untuk *mengeliminasi image yang tidak diperlukan dilanjutkan dengan merubah RAW data menjadi format .tif* menggunakan data format .jpg yang telah melalui proses *geotagging*. Seluruh *image* digabungkan menggunakan *software Agisoft Metashape Professional (trial version)* sehingga dihasilkan citra *mosaic orthophoto* seluruh blok penelitian. Koreksi radiometrik dilakukan untuk memperoleh nilai reflektan masing-masing saluran menggunakan *image calibration target* yang telah diambil saat akuisisi data.

Ekstraksi nilai piksel *reflectance* kanopi pohon contoh menggunakan konversi titik data vektor ke poligon dengan ukuran (3 x 3) m<sup>2</sup> (*squared polygon*) untuk TBM dan ukuran (5 x 5) m<sup>2</sup> untuk TM. Ukuran *squared polygon* mempertimbangkan diameter kanopi kelapa sawit dan resolusi spasial

image multispektral yang dihasilkan yang cukup detail. Diameter kanopi TBM tidak lebih dari 3 meter, sedangkan diameter kanopi TM sekitar 5 sampai dengan 7 meter, sehingga jika ukuran *squared polygon* lebih besar dapat menimbulkan bias karena nilai pantulan spasial vegetasi sekitar pohon kelapa sawit yang juga terekstrak. Sementara itu resolusi spasial citra yang dihasilkan 19 cm/piksel, sehingga jika ekstraksi menggunakan point nilai *reflectance* yang diekstrak tidak mewakili nilai *reflectance* pohon melainkan hanya nilai *reflectance* satu piksel (19 cm). Ekstraksi nilai *reflectan* kanopi kelapa sawit menghasilkan nilai masing-masing saluran spektral, yaitu *Red*, *Green*, dan *Near Infra Red* (NIR).

### Analisis Data

Regresi polinomial berganda (*multiple polynomial regression*) digunakan untuk memperoleh prediksi hara daun setiap pohon kelapa sawit (Santoso & Winarna 2021) yang dibangun menggunakan rerata nilai piksel saluran *NIR* dan transformasi indeks vegetasi (Tabel 1) sebagai variabel bebas. Variabel tidak bebas (*dependent*) berupa kandungan hara daun hasil analisis laboratorium. Saluran *NIR*, indeks vegetasi *NDVI* dan *GNDVI* dipilih sebagai variabel

bebas sesuai beberapa hasil penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa data tersebut berpotensi untuk prediksi kandungan hara tanaman. *NIR* memiliki akurasi yang tinggi dalam memprediksi makronutrien esensial ( $0,76 \leq R^2 \leq 0,98$  untuk N, P, K, Ca, Mg dan S) pada daun kapas (Prananto *et al.*, 2021). Selain itu, (Deiss *et al.*, 2023) juga menggunakan *NDVI* untuk memperkirakan biomasa dan serapan hara P dan K pada kedelai. sedangkan *NDVI* dan *GNDVI* juga bisa berpotensi diterapkan untuk memantau pertanian tanaman secara berkala secara optimal (Shin *et al.*, 2008). *NDVI* merupakan transformasi indeks vegetasi yang diperoleh dari saluran *red* dan *NIR*, sedangkan *GNDVI* sama seperti *NDVI* namun saluran *red* digantikan dengan saluran *green*, sehingga kedua transformasi indeks vegetasi tersebut merupakan optimasi penggunaan seluruh saluran pada kamera multispektral yang digunakan.

Pengaruh variabel bebas terhadap variabel tidak bebas dilihat menggunakan indikator nilai  $R^2$ , dimana semakin tinggi nilai  $R^2$  maka semakin sesuai hasil prediksi, dan sebaliknya. Sementara itu,  $Adj.R^2$  menunjukkan nilai kebenaran hubungan antara model dengan data dari penambahan variabel (Saunders *et al.*, 2012).

Tabel 1. Indeks Vegetasi yang digunakan dalam penelitian ini

Table 1. Vegetation Indices used in this study

Band	Nama	Singkatan	Persamaan	Referensi
<i>NIR-Red</i>	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	<i>NDVI</i>	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	(Rouse <i>et al.</i> , 1974)
<i>NIR-Green</i>	<i>Green Normalized Difference Vegetation Index</i>	<i>GNDVI</i>	$\frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	(Gitelson <i>et al.</i> , 1995)

Tabel 2. Interpretasi nilai MAPE

Table 2. Interpretation of MAPE

MAPE (%)	Tingkat Prediksi
<10	sangat baik
10-20	baik
20-50	layak
>50	buruk



Hasil prediksi hara daun yang diperoleh kemudian dievaluasi untuk melihat kekuatan prediksi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE menunjukkan seberapa besar perbedaan antara nilai aktual dari hasil analisis laboratorium dengan nilai prediksi dari model (persamaan 1). MAPE mengukur kesalahan relatif dan menyatakan persentase kesalahan hasil estimasi (Nabillah & Ranggadara, 2020). Persamaan perhitungan nilai MAPE sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{100}{N} \times \sum_{i=1}^N \left[ \frac{|x_i - \hat{x}_i|}{x_i} \right] \quad (1)$$

$N$  adalah jumlah data,  $x_i$  adalah nilai sebenarnya yang diamati, dan  $\hat{x}_i$  adalah nilai prediksi. Nilai sebenarnya

menggunakan nilai nutrisi daun hasil analisis laboratorium, dan nilai prediksi adalah nilai nutrisi yang dihitung dengan model. Interpretasi nilai MAPE menurut (Lewis, 1982) seperti disajikan pada Tabel 2.

### Pemetaan estimasi kandungan hara

Nilai prediksi hara daun setiap pohon diperoleh dari implementasi model prediksi menggunakan nilai rerata *reflectance* kanopi kelapa sawit sebagai prediktornya. Kemudian nilai kandungan hara setiap titik pohon kelapa sawit diklasifikasikan berdasarkan modifikasi dari (Fairhurts *et al.*, 2019) (Tabel 3) dan dibuat *layout* petanya. Citra yang digunakan untuk pemetaan diambil pada blok tanaman dewasa, yaitu blok yang tidak digunakan untuk membangun model prediksi.

Tabel 3. Tingkat kandungan hara daun untuk tanaman umur >6 tahun setelah penanaman.

Table 3. The level of leaf nutrient content for plants age >6 years after planting.

Nutrisi	Kandungan Hara (%)				
	Defisiensi	Rendah	Sedang	Tinggi	Berlebih
N	<2,30	2,30-2,40	2,41-2,79	2,80-3,00	>3,00
P	<0,14	0,14-0,15	0,16-0,17	0,18-0,25	>0,25
K	<0,75	0,75-0,90	0,91-1,19	1,20-1,60	>1,60
Ca	<0,25	0,25-0,50	0,51-0,74	0,75-1,00	>1,00
Mg	<0,20	0,20-0,25	0,26-0,39	0,40-0,70	>0,70

Sumber: (Fairhurts *et al.*, 2019)

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Citra multispektral

Akuisisi data citra multispektral menggunakan UAV menghasilkan 867 *image*. Setelah dilakukan seleksi dengan mengeliminasi *image* yang tidak termasuk dalam areal penelitian, maka diperoleh sebanyak 290 *image*. *Image* tersebut menghasilkan lima citra pantulan (*reflectance*) tegak yang telah digabungkan (*mosaic orthophoto*) dengan resolusi 19 cm/piksel. *Ortho mosaic* dari citra multispektral yang diakuisisi menghasilkan gambar dengan penampakan cukup variatif pada masing-masing blok pengamatan akibat pengaruh bayangan awan yang dapat diidentifikasi secara visual. Untuk menghindari bayangan awan,

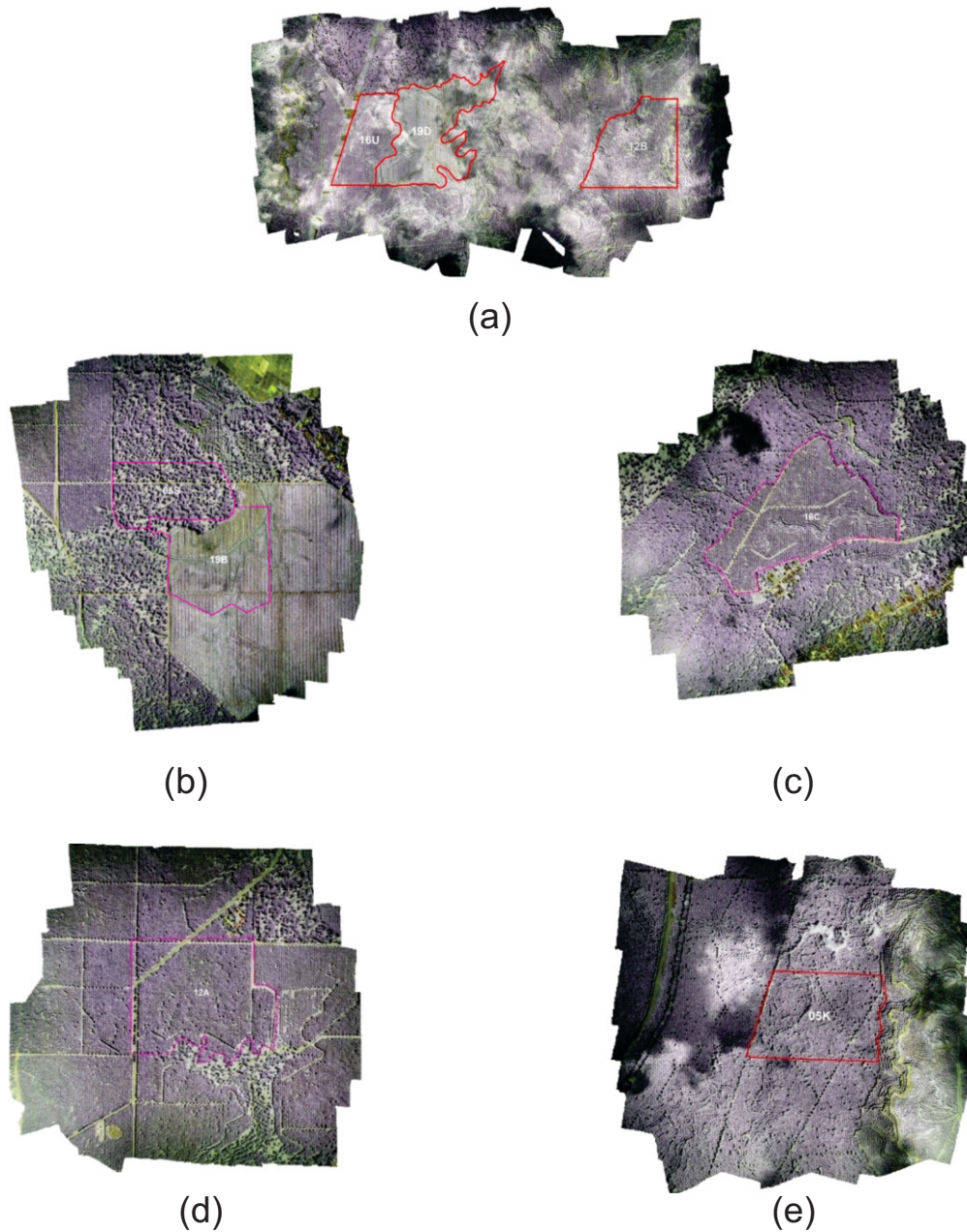
akuisisi citra perlu mempertimbangkan waktu perekaman perekaman (Imai *et al.*, 2019). Citra *mosaic orthophoto* yang dihasilkan disajikan pada Gambar 1.

### Model prediksi hara

Ekstraksi nilai piksel citra multispektral menghasilkan nilai pantulan masing-masing saluran, yaitu saluran *red*, *green*, dan *NIR* serta nilai transformasi indeks vegetasi *NDVI* dan *GNDVI* yang dihitung dari nilai saluran citra multispektral tersebut (Gambar 2). Sementara itu, hasil analisis daun laboratorium yang digunakan sebagai variabel terikat

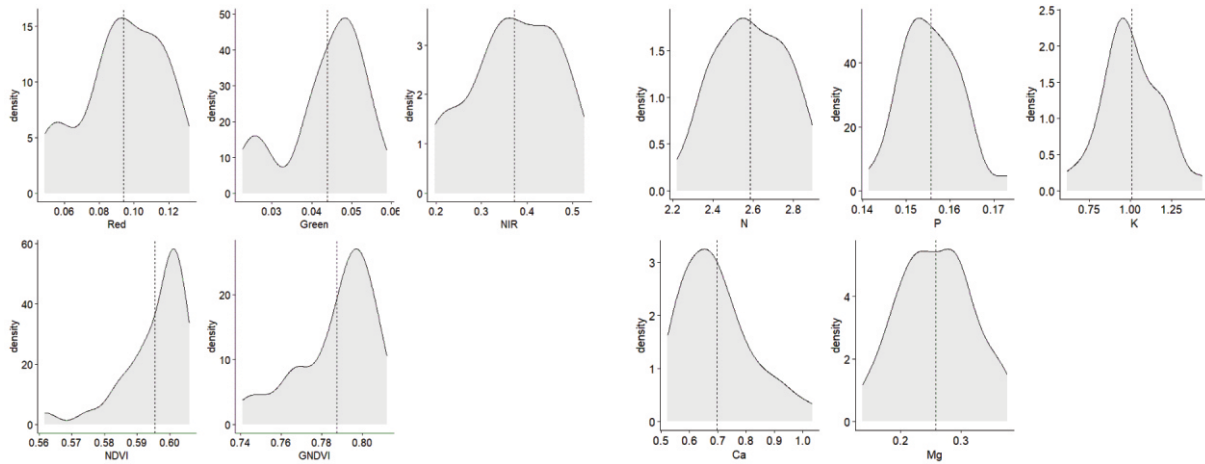
menunjukkan hara N didominasi kriteria sedang, P didominasi kriteria rendah, K didominasi kriteria sedang, Ca didominasi kriteria sedang, dan Mg didominasi kriteria rendah (Tabel 4). Kandungan hara daun kelapa sawit yang

diperoleh dari hasil analisis laboratorium cukup bervariasi. Hal ini karena perbedaan umur tanaman menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi konsentrasi hara daun kelapa sawit (Fairhurts *et al.*, 2019).



Gambar 1. Citra *mosaic orthophoto* untuk membangun model prediksi (a, b, c, d), serta pemetaan hara daun kelapa sawit (e).

Figure 1. *Orthophoto mosaic images* for building predictive models (a, b, c, d), and mapping palm tree leaves (e)



Gambar 2. Sebaran data masing-masing variabel bebas dan variabel terikat.  
 Figure 2. Distribution of data between independent and dependent variables

Tabel 4. Hasil analisis kriteria kandungan hara daun, nilai piksel masing-masing saluran, dan nilai indeks vegetasi.  
 Table 4. Results of the analysis of the content criteria of leaves, the pixel value of each band, and the value of vegetation indices

No.	Dependent (Y)					Independent (X)					
	Criteria					Extract Pixel Value			Vegetation Indices		
	N	P	K	Ca	Mg	Red	Green	NIR	NDVI	GNDVI	
1	S	R	R	S	D	0,09	0,04	0,36	0,61	0,81	
2	R	R	S	S	R	0,12	0,05	0,48	0,60	0,80	
3	S	R	S	S	R	0,11	0,05	0,45	0,60	0,81	
4	S	R	S	S	D	0,13	0,06	0,53	0,60	0,80	
5	S	R	S	S	R	0,11	0,05	0,44	0,59	0,80	
6	S	S	T	S	S	0,08	0,04	0,32	0,59	0,75	
7	R	S	S	S	R	0,11	0,05	0,44	0,60	0,80	
8	S	S	T	T	S	0,09	0,05	0,32	0,56	0,74	
9	S	S	S	S	D	0,13	0,05	0,50	0,60	0,80	
10	S	T	T	T	S	0,10	0,05	0,38	0,59	0,77	
11	T	S	S	S	S	0,12	0,05	0,46	0,60	0,80	
12	S	S	T	T	S	0,10	0,05	0,38	0,58	0,77	
13	T	S	S	S	S	0,10	0,04	0,41	0,61	0,81	

(continued)

No.	Dependent (Y)					Independent (X)				
	Criteria					Extract Pixel Value			Vegetation Indices	
14	T	S	S	B	S	0,09	0,05	0,33	0,57	0,75
15	S	S	S	T	S	0,05	0,02	0,22	0,60	0,79
16	S	S	S	S	R	0,10	0,04	0,39	0,60	0,80
17	S	S	R	S	S	0,11	0,05	0,45	0,60	0,79
18	S	S	S	S	S	0,05	0,02	0,20	0,60	0,80
19	R	S	S	S	S	0,05	0,02	0,21	0,60	0,79
20	S	S	S	T	S	0,09	0,04	0,37	0,60	0,80
21	S	S	T	S	S	0,06	0,03	0,23	0,59	0,78
22	S	S	R	S	R	0,12	0,05	0,46	0,59	0,79
23	S	S	S	T	S	0,06	0,03	0,23	0,60	0,78
24	T	S	S	S	S	0,13	0,06	0,50	0,60	0,80
25	R	S	R	T	D	0,09	0,04	0,36	0,60	0,79
26	S	S	S	R	D	0,04	0,02	0,16	0,58	0,78
27	S	S	D	T	D	0,08	0,04	0,31	0,59	0,78
28	R	R	S	S	R	0,08	0,04	0,30	0,58	0,76
29	D	S	D	S	R	0,09	0,05	0,35	0,59	0,77
30	S	S	R	S	R	0,08	0,04	0,32	0,59	0,78
31	S	S	S	S	R	0,04	0,02	0,14	0,58	0,78
32	S	S	S	T	S	0,05	0,02	0,18	0,58	0,78
33	D	R	S	S	R	0,05	0,02	0,19	0,58	0,79
34	S	R	S	T	S	0,05	0,02	0,19	0,58	0,79
35	S	S	S	S	R	0,11	0,05	0,45	0,61	0,81

Keterangan: D= defisien, R= rendah, S= sedang, T= tinggi, Red= saluran merah, Green= saluran hijau, NIR= saluran inframerah dekat

Model yang dibangun dengan regresi polinomial berganda menunjukkan performa yang baik dengan nilai  $R^2$  masing-masing model N, P, K, Ca, dan Mg berturut-turut 0,986; 0,975; 0,981; 0,970; dan 0,968, serta nilai  $Adj, R^2$  masing-masing model berturut-turut 0,861; 0,761; 0,812; 0,710; dan 0,690, sedangkan nilai tingkat kesalahan juga cukup baik dengan nilai RSE masing-masing model

berturut-turut 0,065; 0,003; 0,076; 0,074; dan 0,036 (Tabel 5). Penggunaan model regresi polinomial berganda untuk pendugaan kandungan hara kelapa sawit menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan menggunakan regresi linier berganda. Penelitian yang dilakukan oleh (Budiman *et al.*, 2022) dengan menggunakan regresi linier berganda dalam pendugaan hara daun diperoleh nilai R2

sebesar 0,54; 0,59,14; dan 0,51 untuk masing-masing hara N, P, dan K. Menurut (Wei et al., 2016), regresi polinomial dapat meningkatkan performa regresi. Regresi polinomial memungkinkan hubungan non-linier antara variabel independen dan dependen, sehingga regresi polinomial dapat digunakan untuk mencocokkan data yang tidak mengikuti garis lurus.

Penggunaan indek vegetasi sebagai variabel bebas juga dapat meningkatkan performa model prediksi. Penelitian sebelumnya menunjukkan penggunaan NDVI mampu untuk memperkirakan biomasa dan serapan hara P dan K pada kedelai (Deiss et al., 2023) dan penelitian (Gitelson et al., 1995) yang menggunakan GNDVI mampu untuk menghitung kandungan klorofil-a.

Tabel 5. Hasil analisis regresi polinomil berganda orde 4  
 Table 5. Multiple polynomial regression analysis results in order 4

Variabel	Multiple Polynomial Regression Order 4			
	R <sup>2</sup>	Adj. R <sup>2</sup>	RSE	MAPE
N	0,986	0,861	0,065	5,23
P	0,975	0,761	0,003	3,22
K	0,981	0,812	0,076	10,38
Ca	0,970	0,710	0,074	13,40
Mg	0,968	0,690	0,036	16,59

Hasil evaluasi prediksi diperoleh rerata nilai MAPE pada model N, P, K, Ca, dan Mg masing-masing berturut-turut 5,23; 3,22; 10,38; 13,40; dan 16,59%. Berdasarkan kriteria estimasi kekuatan prediksi menurut (Lewis, 1982) pada Tabel 2, menunjukkan bahwa model N dan P dikategorikan sangat baik, sedangkan model K, Ca, dan Mg termasuk kategori baik yang sejalan dengan penelitian (Budiman et al., 2022) yang melakukan prediksi hara N, P, dan K kelapa sawit dengan nilai MAPE masing-masing 4,96%, 4,83%, dan 16,54%.

**Pemetaan Kandungan Hara**

Prediksi kandungan hara seluruh pohon kelapa sawit di blok pengamatan dilakukan menggunakan model prediksi yang telah dibangun. Untuk mempermudah interpretasi bagi penggunaanya, nilai prediksi kandungan hara daun setiap pohon diolah dan diklasifikasikan (Tabel 6) kemudian disajikan secara spasial (Gambar 3-7). Peta kandungan hara daun di blok pengamatan menunjukkan kandungan hara N, P, dan Ca di dominasi kriteria sedang yang berarti nilai kandungan hara tersebut masing-masing berkisar antara 2,41-2,79; 0,16-0,17; dan 0,51-0,74 %,

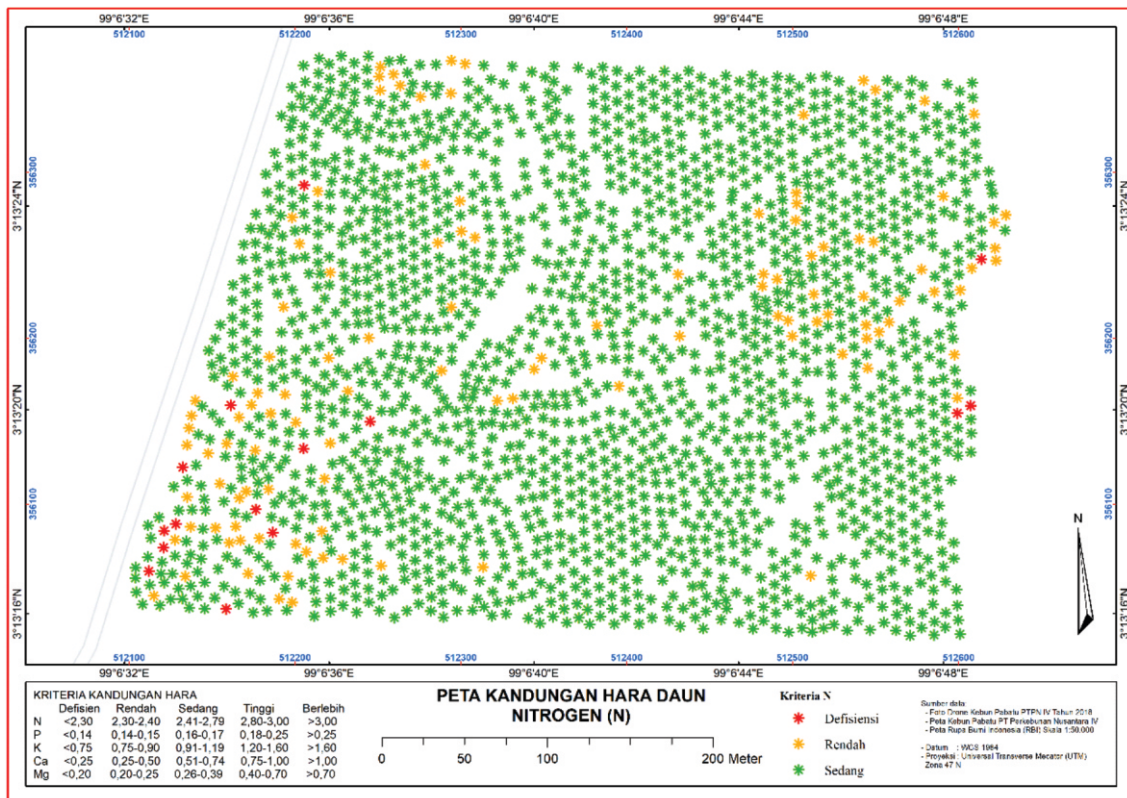
sedangkan hara K dan Mg didominasi kriteria rendah yang berarti masing-masing didominasi nilai 0,75-0,90 dan 0,20-0,25 % . Nilai kandungan hara daun kelapa sawit yang diperoleh dari model dapat digunakan untuk berbagai hal dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit, diantaranya sebagai *management tool* dalam intensifikasi produksi (Pasuquin et al., 2014) dan sebagai dasar dalam memberikan rekomendasi pemupukan (Fairhurts et al., 2019; Kamireddy et al., 2023). Peta prediksi hara disajikan untuk setiap pohon kelapa sawit, sehingga pengguna dapat dengan mudah mengetahui kisaran nilai hara tanaman setiap pohon dan melakukan tindakan yang tepat untuk setiap tanaman.

Penelitian ini dapat menjadi model untuk pendugaan hara daun di perkebunan kelapa sawit menggunakan teknik penginderaan jauh. Penelitian lanjutan masih sangat terbuka untuk dilakukan, mengingat implementasi model hanya dilakukan pada lokasi yang sama, penggunaan model pada multilokasi mungkin akan mempengaruhi konsistensi hasil prediksi. Selain itu, pengujian model pada kondisi tutupan bayangan awan mungkin juga dapat mempengaruhi keakuratan model.

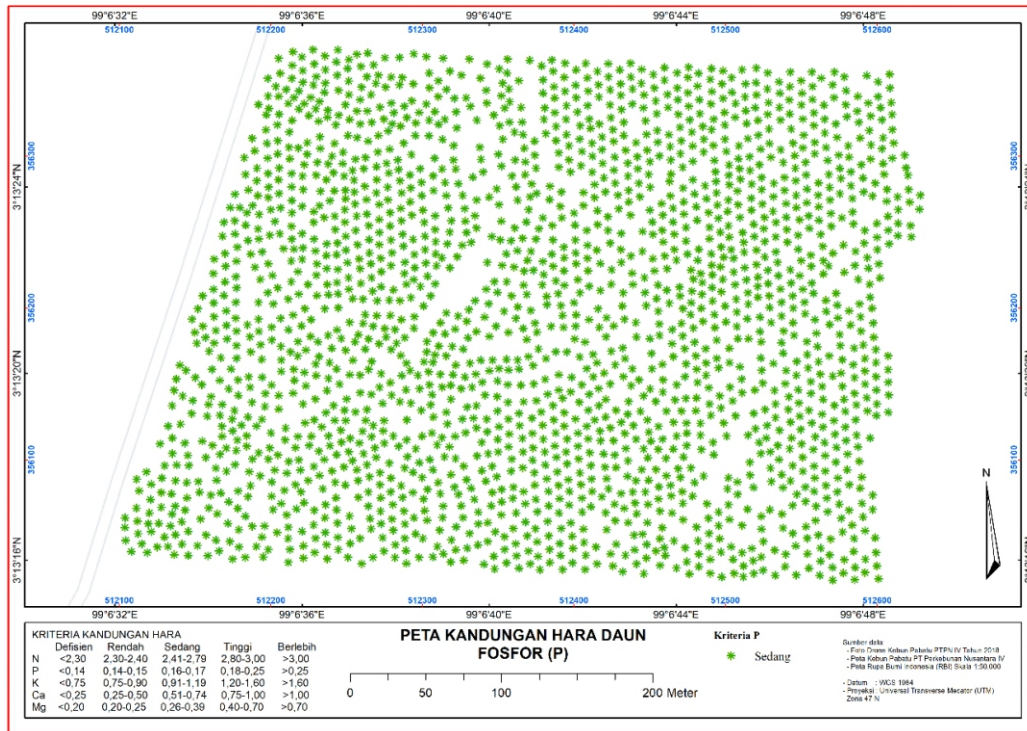


Tabel 6. Jumlah pohon kelapa sawit berdasarkan prediksi kriteria kandungan hara daun di blok pengamatan  
 Table 6. The number of oil palm trees based on the leaf nutrient criteria prediction in the observation block

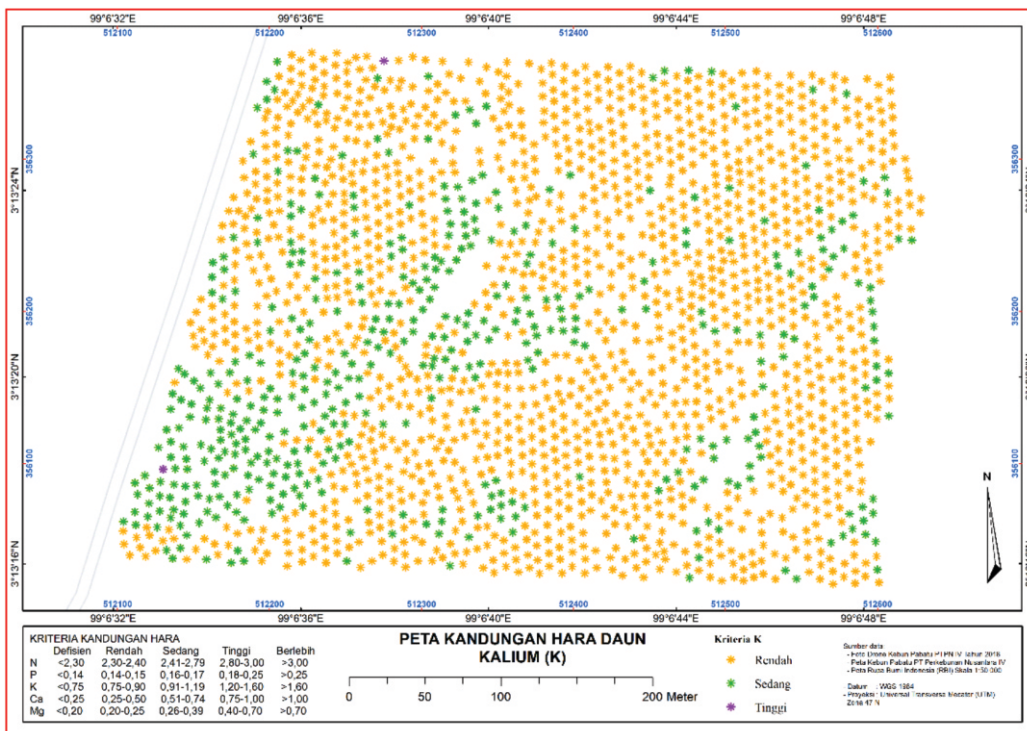
Kriteria	Jumlah Pohon				
	N	P	K	Ca	Mg
Defisiensi	15	0	0	0	43
Rendah	116	0	1572	1	1825
Sedang	1888	2019	445	1627	151
Tinggi	0	0	2	391	0
Jumlah	2019	2019	2019	2019	2019



Gambar 3. Peta kandungan hara N daun kelapa sawit di blok pengamatan  
 Figure 3. Map of the N content of oil palm leaves in the observation block

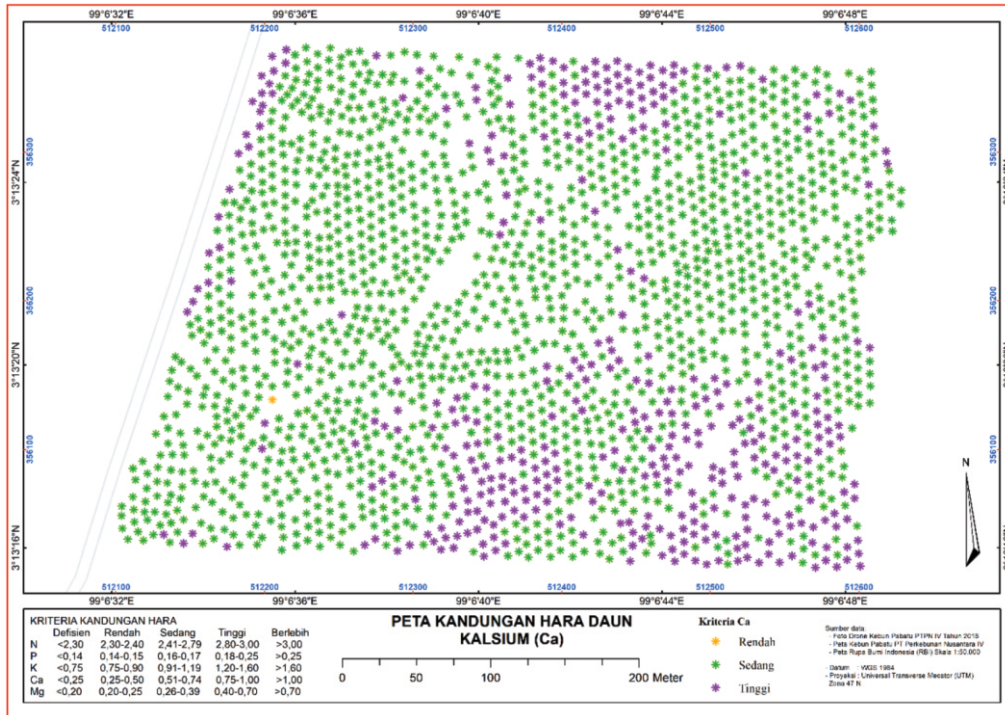


Gambar 4. Peta kandungan hara P daun kelapa sawit di blok pengamatan  
 Figure 4. Map of the P content of oil palm leaves in the observation block

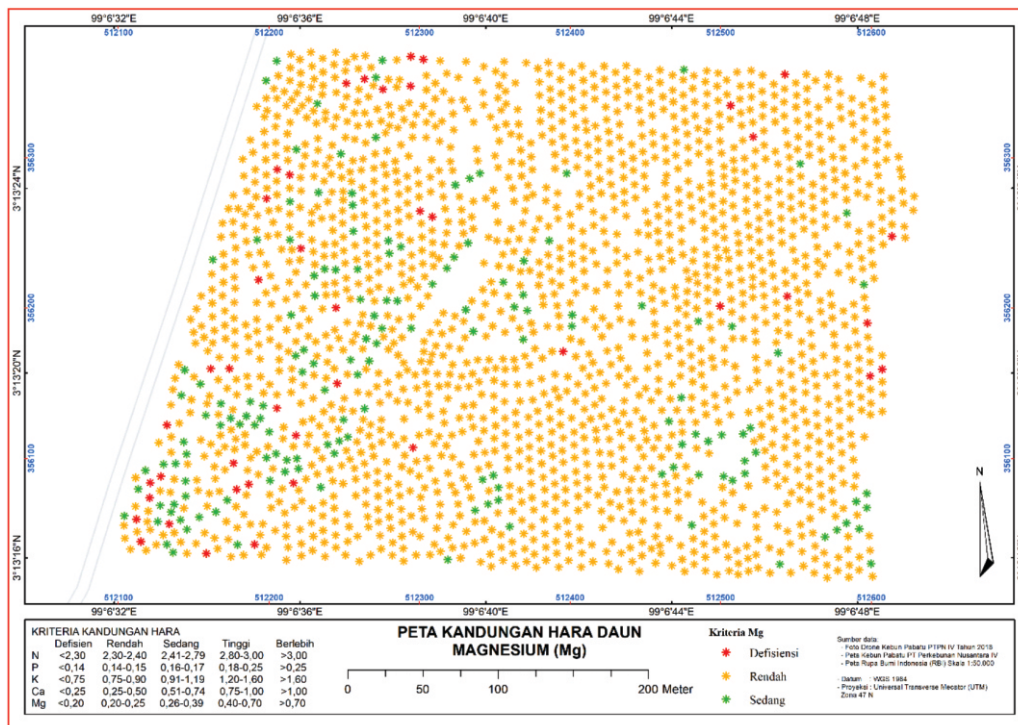


Gambar 5. Peta kandungan hara K daun kelapa sawit di blok pengamatan  
 Figure 5. Map of the K content of oil palm leaves in the observation block





Gambar 6. Peta kandungan hara Ca daun kelapa sawit di blok pengamatan  
 Figure 6. Map of the Ca content of oil palm leaves in the observation block



Gambar 7. Peta kandungan hara Mg daun kelapa sawit di blok pengamatan  
 Figure 7. Map of the Mg content of oil palm leaves in the observation block

## KESIMPULAN

Model regresi polinomial berganda dapat digunakan untuk prediksi hara N, P, K, Ca, dan Mg daun kelapa sawit dengan nilai  $R^2$  berturut-turut 0,986; 0,975; 0,981; 0,970; dan 0,968, nilai  $Adj, R^2$  berturut-turut 0,861; 0,761; 0,812; 0,710; dan 0,690, nilai RSE berturut-turut 0,065; 0,003; 0,076; 0,074; dan 0,036, serta nilai MAPE berturut-turut 5,23; 3,22; 10,38; 13,40; dan 16,59%. Pemetaan kandungan hara setiap pohon kelapa sawit menunjukkan bahwa kandungan hara N, P, dan Ca di blok pengamatan didominasi kriteria sedang masing-masing sebanyak 95,51%, 100%, dan 80,58% dari jumlah pohon, sedangkan hara K dan Mg didominasi kriteria rendah masing-masing sebanyak 77,86%, dan 90,39% dari jumlah pohon.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) atas dukungannya dalam melaksanakan penelitian ini, M. Arif Yusuf, Panca Agus serta Tim PPKS untuk pengambilan dan operasional dalam pengambilan data lapangan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alvarez-Vanhard, E., Corpetti, T., Houet, T., 2021. UAV & satellite synergies for optical remote sensing applications: A literature review. *Science of Remote Sensing*. 3:100019.doi:10.1016/j.srs.2021.100019.
- Amirruddin, A. D., Muharam, F. M., Paing, T. N., Singh, D. S. K., Yusoff, M. M., 2017. Nitrogen effects on growth and spectral characteristics of immature and mature oil palms. *Asian J Plant Sci*. 16(4):200–210.doi:10.3923/ajps.2017.200.210.
- Budiman, R., Seminar, K. B., Sudradjat, 2022. The estimation of nutrient content using multispectral image analysis in palm oil (*Elaeis guineensis* Jacq). Di dalam: *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. Vol. 974. IOP Publishing Ltd.
- Corley, R. H. V., Tinker, P. B. (Philip B. 2016. *The oil palm*. Fifth edition. Hoboken, USA: Blackwell Science.
- Dash, J. P., Watt, M. S., Pearse, G. D., Heaphy, M., Dungey, H. S., 2017. Assessing very high resolution UAV imagery for monitoring forest health during a simulated disease outbreak. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 131:1–14.doi:10.1016/j.isprsjprs.2017.07.007.
- Deiss, L., Batsaikhan, B., Lavrenko, S., Duarte Farias G., Lima Menezes de J., 2023. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) for soybean biomass and nutrient uptake estimation in response to production systems and fertilization strategies.
- Directorate of Food Crops H., & E. C. S., 2022. *Indonesian Oil Palm Statistic 2021*. Jakarta: BPS–Statistics Indonesia.
- Fairhurts, T. H., Griffiths, W. T., Rankine, I. R., 2019. *Oil Palm: Agronomy - TCCL Oil Palm Management Series*. Tropical Crop Consultants Limited.
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Merzlyak, M. N., Blaustein, J., 1995. Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS. Volume ke-58. ©Elsevier Science Inc.
- Ibragimov, A., Sidique, S. F., Tey, Y. S., 2019. Productivity for sustainable growth in Malaysian oil palm production: A system dynamics modeling approach. *J Clean Prod*. 213:1051–1062.doi:10.1016/j.jclepro.2018.12.113.
- Imai, N. N., Tommaselli, A. M. G., Berveglieri, A., Moriya, E. A. S., 2019. Shadow detection in hyperspectral images acquired by uav. Di dalam: International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives. Vol. 42. *International Society for*

- Photogrammetry and Remote Sensing*. hlm. 371–377.
- Kamal, N. H. N., Manan, F. A., 2020 Apr 15. Photosynthetic-Related Properties of Oil Palm Leaves Treated with Different Amount of Fertilizer. *International Journal of Life Sciences and Biotechnology*. doi:10.38001/ijlsb.697738.
- Kamireddy, M., Behera, S. K., Kancherla, S., 2023. Establishing Critical Leaf Nutrient Concentrations and Identification of Yield Limiting Nutrients for Precise Nutrient Prescriptions of Oil Palm (*Elaeis guineensis* Jacq) Plantations. *Agriculture (Switzerland)*. 13(2).doi:10.3390/agriculture13020453.
- Kjeldahl, J., 1983. Neue Methode zur Bestimmung des Stickstoffs in organischen Körpern. *Zeitschrift f. anal. Chemie.*:366–382.doi:doi.org/10.1007/BF01338151.
- Lewis, C. D. Colin D. 1982. *Industrial and Business Forecasting Methods: A Practical Guide to Exponential Smoothing and Curve Fitting*. London; Butterworth Scientific. [diunduh 2023 Jun 21]. Tersedia pada: <https://archive.org/details/industrialbusine000lewi/page/40/mode/2up>
- Mapir Team. 2023. Mapir Camera Control Cernel. [diunduh 2023 Jun 26]. Tersedia pada: <https://mapir.gitbook.io/mapir-camera-control-mcc/>
- Nabillah, I., Ranggadara, I., 2020. Mean Absolute Percentage Error untuk Evaluasi Hasil Prediksi Komoditas Laut. *JOINS (Journal of Information System)*. 5(2):250–255.doi:10.33633/joins.v5i2.3900.
- Pasuquin, J. M., Cock, J., Donough, C. R., Oberthür, T., Rahmadsyah, Lubis, A., Abdurrohman, G., Indrasuara, K., Dolong, T., CookIn, S., 2014. Leaf Nutrient Analysis as a Management Tool in Yield Intensification of Oil Palm. *Better Crops*. 98:18–21.
- Prananto, J. A., Minasny, B., Weaver, T., 2021. Rapid and cost-effective nutrient content analysis of cotton leaves using near-infrared spectroscopy (NIRS). *PeerJ*. 9.doi:10.7717/peerj.11042.
- Rhebergen, T., Fairhurst, T., Giller, K. E., Zingore, S., 2019. The influence of water and nutrient management on oil palm yield trends on a large-scale plantation in Ghana. *Agric Water Manag.* 221:377–387.doi:10.1016/j.agwat.2019.05.003.
- Rouse, R. W. H., Haas, J. A. W., Deering, D. W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Di dalam: *NASA Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symposium*. [internet] Washington, DC: NASA. hlm. 309–317. [diunduh 2023 Jun 22]. Tersedia pada: <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022614/downloads/19740022614.pdf>
- Santoso, H., Tani, H., Wang, X., Segah, H., 2019. Predicting oil palm leaf nutrient contents in kalimantan, indonesia by measuring reflectance with a spectroradiometer. *Int J Remote Sens.* 40(19):7581–7602.doi:10.1080/01431161.2018.1516323.
- Santoso, H., Winarna, 2021. Eksplorasi Pendugaan Hara Daun Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Pesawat Tanpa Awak dan Kamera Multispektral. *J. Pen. Kelapa Sawit*:49–62.
- Saunders L., Russell R., Crabb D., 2012. The coefficient of determination: What determines a useful R2 statistic. *Invest Ophthalmol Vis Sci.* 53(11):6830–6832.doi:10.1167/iovs.12-10598.
- Shin, H. S., Park, J., Park, J. K., Kim, S. J., Lee, M. S., 2008. Estimating Optimal-Band of NOVI and GNDVI by Vegetation Reflectance Characteristics of Crops. Di dalam: *ISRS Conference*. [internet] Seoul: The Korean Society of Remote Sensing. hlm. 151–154.



- [diunduh 2023 Jun 22]. Tersedia pada:  
<https://koreascience.kr/article/CFKO200835044006134.page>
- Skogerboe, R. K., Gravatt, A. S., -I Morrison G, Davis A, Dinon FJ, Lobbett EJ, Chazin JD. 1967. Flame Spectrophotometric Determination of Phosphorus. Volume ke-27.
- Tiemann, T. T., Donough, C. R., Lim, Y. L., Härdter, R., Norton, R., Tao, H. H., Jaramillo, R., Satyanarayana, T., Zingore, S., Oberthür, T., 2018. Feeding the Palm: A Review of Oil Palm Nutrition. *Advances in Agronomy*. 152:149–243.doi:10.1016/bs.agron.2018.07.001.
- Zheng, J., Fu, H., Li, W., Wu, W., Yu, L., Yuan, S., Tao, W. Y. W., Pang, T. K., Kanniah, K. D., 2021. Growing status observation for oil palm trees using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 173:95–121.doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.01.008.