

EKSPLORASI PENDUGAAN HARA DAUN TANAMAN KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN PESAWAT TANPA AWAK DAN KAMERA MULTISPEKTRAL

THE EXPLORATION OF THE OIL PALM LEAF NUTRIENTS CONTENT USING UNMANNED AERIAL VEHICLE AND MULTISPECTRAL CAMERA

Heri Santoso dan Winarna

Abstrak Rekomendasi pemupukan umumnya disusun setiap tahun untuk mengkoreksi kebutuhan hara tanaman melalui kegiatan pemupukan. Hara daun dalam penyusunan rekomendasi pemupukan merupakan bagian kecil dari beberapa parameter yang digunakan. Beberapa peneliti telah melakukan prediksi hara daun tanaman kelapa sawit memanfaatkan data satelit multispektral dan pengukuran spectroradiometer dengan hasil yang bervariasi. Penelitian prediksi hara daun kelapa sawit dengan pesawat tanpa awak dan kamera multispektral ini dilakukan karena belum ada kajian mengenai penggunaan teknologi tersebut untuk prediksi hara daun kelapa sawit. Tujuan penelitian ini adalah membandingkan performa pendugaan hara daun dari berbagai variasi komposisi variabel berupa 3 saluran dan beberapa indeks vegetasi, serta untuk menentukan analisis regresi terbaik. *Band* hijau, merah, dan inframerah dekat dari kamera multispektral Mapir Survey 3, serta indeks vegetasi *simple ratio*, *normalized difference vegetation index*, dan *green NDVI* digunakan sebagai variabel bebas dalam analisis regresi sederhana, regresi polinomial, regresi berganda, dari variabel terseleksi dengan teknik *recursive feature elimination* dengan metode regresi linear dan *random forest*, dan regresi berganda

polinomial dengan variabel tidak bebas (respons) berupa analisis daun dari 20 sampel yang meliputi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B. Model penduga terbaik dari penelitian ini adalah model regresi berganda polinomial dari variabel terseleksi menggunakan teknik RFE metode *random forest*. Variabel bebas hanya mampu menduga hara daun N, P, K, dan Mg dengan nilai R^2 sebesar 0,9415 hingga 0,9991, *Adjusted R²* sebesar 0,7223 hingga 0,9837, serta nilai *residual standard error* (RSE) sebesar 0,0045 hingga 0,0340.

Kata kunci: kamera multispektral, prediksi hara daun, *random forest*

Abstract *Fertilizer recommendation is yearly activities for oil palm nutrient requirement correction by fertilization activities. Oil palm leaf nutrients content in fertilization recommendation activities is a small part of several parameters used. In a row of the remote sensing gains, the researchers have been studying the oil palm leaf nutrients content prediction from multispectral satellite data and field spectral from spectroradiometer and they have a variance of results. According to the existing research of the oil palm leaf nutrients content prediction, the unmanned aerial vehicle (UAV) assembled by the multispectral camera does not yet use for oil palm leaf nutrients. Therefore, this research is necessary to do. The objectives of this research were to compare the model predictor of oil palm leaf nutrient contents with several variations of variables from three bands of the multispectral camera and several vegetation indices and also to determine the best model predictors from them.*

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

Heri Santoso* (✉)
Pusat Penelitian Kelapa Sawit
Jl. Brigjen Katamso No. 51 Medan, Indonesia
Email: hs_jmp@yahoo.com

The image from the multispectral camera of Mapir Survey 3 that consists of green, red, and near-infrared, and also simple ratio, normalized difference vegetation index, as well as green NDVI were used as the independent variable of regression analysis included simple regression, polynomial regression, multivariant regression with selected variables from linear regression and random forest methods of recursive feature elimination technic, and polynomial multivariant regression. The responses were the leaf nutrient analysis of N, P, K, Ca, Mg, and B from twenty samples. The results showed the best model predictor was the regression model from polynomial multivariant regression with variables from RF method of RFE technique. The model just predicted the N, P, K, and Mg oil palm leaf nutrients with 0.9415 to 0.9991 R^2 value, 0.7223 to 0.9837 adjusted R^2 value, and 0.0045 to 0.0340 residual standard error value (RSE).

Keywords: multispectral camera, leaf nutrient prediction, random forest

PENDAHULUAN

Nilai hara daun di perkebunan kelapa sawit berperan penting untuk keperluan penyusunan rekomendasi pemupukan yang umumnya dilakukan setiap satu tahun sekali (Corley & Tinker, 2003; Goh, 2004; Prabowo *et al.*, 2010; Witt *et al.*, 2005). Hasil analisis daun secara konvensional dilakukan dengan menggunakan

analisis daun di laboratorium yang diambil dari daun ke-17 untuk tanaman menghasilkan dan daun ke-9 pada tanaman belum menghasilkan (Rendana *et al.*, 2015; Santoso *et al.*, 2019). Perkembangan teknologi penginderaan jauh oleh beberapa peneliti digunakan untuk menduga hara daun tanaman kelapa sawit menggunakan data citra *satellite* maupun *spectrometer* (Rendana *et al.*, 2015; Santoso *et al.*, 2019; Yadegari *et al.*, 2020). Perbandingan hasil dari beberapa penelitian tersebut disampaikan pada Tabel 1 yang menunjukkan bahwa penggunaan teknik penginderaan jauh oleh beberapa peneliti untuk pendugaan hara daun di perkebunan kelapa sawit tidak ada yang menggunakan citra yang diambil dari drone dan kamera multispektral.

Pertimbangan mengenai pentingnya hasil analisis daun dalam proses penentuan dosis dalam kegiatan pemupukan, kecepatan dalam menyediakan informasi kandungan hara untuk monitoring kebutuhan hara bagi tanaman, dan belum adanya penelitian pendugaan hara daun menggunakan drone dan kamera multispektral menghasilkan pemikiran bahwa penelitian mengenai pendugaan hara daun menggunakan drone dan kamera layak untuk dilakukan. Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan performa pendugaan hara daun N, P, K, Ca, Mg, dan B dari berbagai variasi komposisi variabel berupa 3 saluran (*band*) kamera multispektral dan indeks vegetasi, serta untuk menentukan analisis regresi terbaik dalam pendugaan hara daun tanaman kelapa sawit tersebut.

Tabel 1. Penelitian pendugaan hara daun tanaman kelapa sawit menggunakan teknik penginderaan jauh
Table 1. Researches on the oil palm leaf nutrients contents prediction with remote sensing techniques

Penulis	Bahan/Alat	Metode analisis	Hasil
Rendana <i>et al.</i> , 2015	Citra satelit dan pengukuran lapangan	Review dan perbandingan dari beberapa penelitian	Sensor hyperspectral dan multispectral berpotensi digunakan untuk pendugaan hara
Santoso <i>et al.</i> , 2018	Data spectral dari pengukuran spectroradiometer	Regresi sederhana serta multivariant analisis dan PCR	Indek vegetasi baru dan formula pendugaan hara N, P, K, Ca, Mg, B, Cu, dan Zn dengan akurasi 0,77-0,99
Yadegari, Shamshiri, Shariff, Balasundram, dan Mahns, 2020	Data satellite multispectral	Analisis regresi antara beberapa indeks vegetasi dengan kandungan hara daun N	MSAVI mempunyai koefisien determinasi 0,93 untuk pendugaan kandungan hara N

BAHAN DAN METODE

Lokasi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada tanggal 1 Agustus 2019 yang meliputi kegiatan pengambilan sampel daun dan perekaman *image* menggunakan *unmanned aerial vehicle* (UAV) dan kamera multispektral. Lokasi penelitian di Kebun Percobaan Aek Pancur Pusat Penelitian Kelapa Sawit Tanjung Morawa, Deli Serdang Sumatera Utara pada tanaman tahun tanam 2002.

Kamera multispektral dan pesawat tanpa awak

Kamera multispektral yang digunakan adalah Mapir Survey 3 dengan spesifikasi sensor kamera Sony Exmox R IMX117 yang dilengkapi oleh 3 filter untuk menghasilkan 3 *band*/saluran (*multispectral*) dalam satu unit kamera (*body*). Resolusi gambar sebesar 12 megapixel (4000x300 px) dan berat hanya 50 gram tanpa baterai atau 76 gram termasuk baterai. Optik lensa dengan spesifikasi berupa 87° HFOV (19 mm) *f/2,8 aperture*, -1% *low distortion glass lens (non-fisheye)*. *Ground sample distance* (GSD) sebesar 5,5 cm/px pada tinggi terbang 120 m di atas permukaan tanah. Tiga saluran (*band*) tersebut adalah:

- Merah (*red/R*) dengan panjang gelombang 660 nm,
- Hijau (*green/G*) dengan panjang gelombang 550 nm, dan
- Inframerah dekat (*near infrared/NIR*) dengan panjang gelombang 850 nm.

Jenis GPS/GNSS di eksternal unit kamera berupa *u-blox UBX-G7020-KT* (<https://www.mapir.camera/collections/survey3/products/survey3w-camera-red-green-nir-rgn-ndvi>). Wahana (*awak*) yang digunakan berupa UAV model T-tail *voltron* dengan badan pesawat (*body*) terbuat dari bahan *expanded polyolefin* (EPO) dengan penguat rangka dari bahan serat karbon dan metode *take off* dengan diluncurkan manual (*hand launch*). Lebar pesawat 1.880 mm dengan kapasitas baterai 5.500 MaH, kemampuan terbang 35-40 menit, metode perekaman kamera dengan *automatic* berdasarkan jarak (*autoshutter by distance*), dan tinggi terbang sampai 3.000 m. Pesawat ini dilengkapi perangkat telemetri dengan kemampuan jangkauan mencapai 15 km.

Perekaman *calibration reflectance target* (CRT) dilakukan sebelum mulai misi terbang untuk

kalibrasi *digital number* (DN) hasil perekaman (*image*) ke nilai pantulan (*reflectance*). *Calibration reflectance target* merupakan kelengkapan dari kamera Mapir. Terdapat *software* pengkonversi nilai DN ke *reflectance* yaitu *Mapir camera control* (MCC) (<https://www.mapir.camera/pages/calibrating-images-in-mapir-camera-control-application>). Perekaman dilakukan secara otomatis berdasarkan jalur terbang dengan pengaturan untuk *overlap* antar jalur terbang sebesar 80% dan di dalam jalur 75% dengan tinggi terbang 200 meter di atas permukaan tanah, panjang jalur terbang 29,71 km dengan lama terbang 38 menit, dan waktu perekaman jam 15:58 – 16:36 WIB.

Pengambilan sampel daun dan analisis daun

Sampel daun diambil dari dua puluh pohon sampel yang masing-masing sampel daun merupakan komposit dari anak daun pada pelepah nomor 9, 17, 25, dan 33. Sampel daun dikirim ke Laboratorium Daun Pusat Penelitian Kelapa Sawit setelah dilakukan tindakan persiapan sampel. Analisis sampel daun meliputi kadar hara N, P, K, Ca, Mg, dan B. Hara N pada daun dianalisis menggunakan metode Kjeldahl, sedangkan hara K, Ca, dan Mg dilakukan dengan metode *atomic absorption spectrometry* (AAS), serta hara daun P dan B dianalisis dengan metode *spectrometry* (Santoso *et al.*, 2019; Sulaeman *et al.*, 2005).

Penggabungan (*mosaic*) *image* hasil perekaman dilakukan dengan menggunakan program *Agisoft Metashape trial license*. Santoso, (2020) menyebutkan hasil perekaman dan *mosaic image* dari kamera multispektral Mapir Survey 3 mempunyai ukuran pixel 10 cm x 10 cm, sehingga perlu dilakukan *resize* dan pada penelitian ini *image* di *resize* menjadi 50 cm x 50 cm. Dua puluh sampel pohon digunakan untuk mengekstraksi nilai pixel ketiga band kamera Mapir. Ekstraksi nilai pixel dilakukan di R *software* (R Core Team, 2016; RStudio, 2015) dengan mengkonversi titik ke poligon dengan ukuran (5 x 5) m² (*squared polygon*) dan teknik konversi berdasarkan penelitian Santoso, *et al.* (2019). Indeks kehijauan daun yang meliputi *normalized difference vegetation index* (NDVI), *green NDVI* (GNDVI), dan *simple ratio* (SR) dari beberapa penelitian mempunyai kemampuan untuk mendeteksi kandungan hara daun dan stress tanaman (Marzukhi *et al.*, 2016; Shafri *et al.*, 2012; Yadegari *et al.*, 2020) turut dihitung dalam penelitian ini.

Pendugaan hara daun N, P, K, Ca, Mg, dan B dilakukan dengan menggunakan analisis regresi sederhana, regresi berganda (*multivariate regression*), regresi polinomial, dan regresi multivarian polinomial (*polynomial multivariate regression*) dari variabel yang digunakan yaitu band merah, hijau, NIR, NDVI, GNDVI, dan SR (Santoso, Tani, Wang, & Segah, 2019) di *software* R (R Core Team, 2016; RStudio, 2015). Pentahapan analisis regresi dalam penelitian ini meliputi:

1. Regresi sederhana dan polinomial

Regresi sederhana dilakukan dengan menggunakan semua variabel secara individu. Analisis regresi selanjutnya dilakukan dengan polinomial sampai dengan orde 5.

2. Regresi berganda dan multivarian polinomial

Regresi berganda dilakukan dengan menggunakan variabel yang terseleksi menggunakan teknik *recursive feature elimination* (RFE) (Gromski *et al.*, 2014). *Recursive feature elimination* merupakan cara pemilihan variabel berdasarkan pendekatan *backwards feature selection* dengan metode regresi linear (*lmFuncs*) dan *random forest* (*rfFuncs*) di *package* "Caret" (Kuhn, 2015) yang dioperasikan di *software* R. Regresi multivarian polinomial sampai dengan orde 5 akan dilakukan setelah regresi berganda.

Perbandingan antar penduga kandungan hara didasarkan pada nilai koefisien determinasi (R^2) dan *adjusted R^2* ($Adj.R^2$) (Cheng *et al.*, 2014; Heiri dan Lotter, 2010; Spiess dan Neumeyer, 2010) secara komparatif deskriptif antar model penduga. R^2 berkaitan dengan proporsi varian pada variabel respons yang dijelaskan oleh model yang dipasang atau menjelaskan seberapa sesuai model tersebut dengan data. Nilai R^2 mendekati 1 menunjukkan hubungan yang hampir sempurna antara model dan data, dan sebaliknya jika R^2 mendekati 0. $Adj. R^2$ menunjukkan nilai kebenaran dari hubungan antara model dengan data dari penambahan variabel (Moraes, 2012).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebaran Data Hara Daun dan Variabel Bebas

Hasil analisis daun secara umum menunjukkan hara N dan B didominasi oleh kriteria rendah, hara P dan K didominasi oleh kriteria tinggi, sedangkan untuk hara Mg normal dan Ca berimbang antara

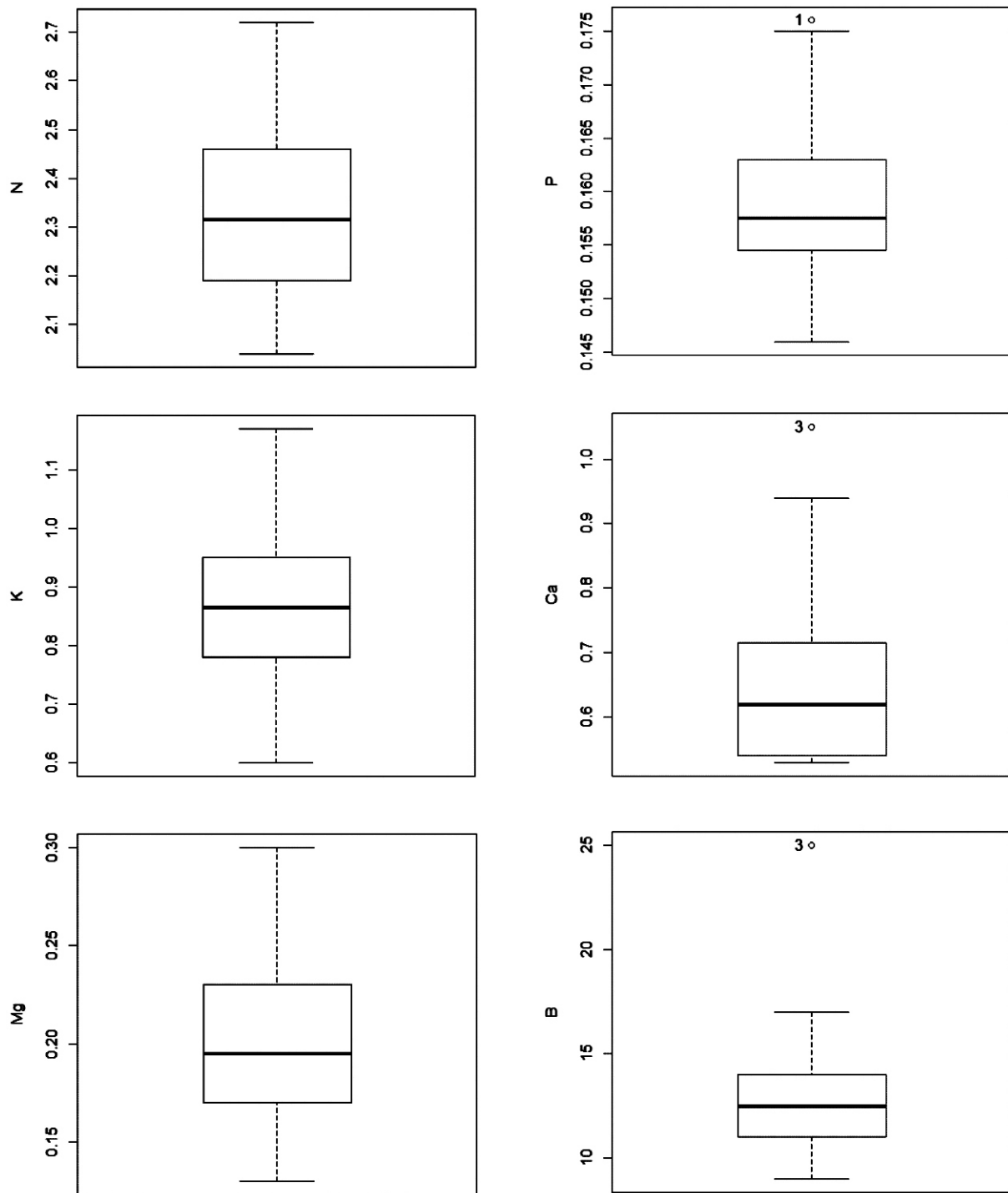
kriteria rendah, normal, dan tinggi. Sebaran data masing-masing hara daun ditunjukkan oleh Gambar 1. Sebaran data variabel bebas (*predictor*) ditunjukkan pada Gambar 2.

Variabel bebas band 1 mempunyai nilai minimum, median, dan maksimum berturut-turut sebesar 0,093, 0,103, dan 0,123. *Band 2* mempunyai sebaran nilai untuk minimum, median, dan maksimum berturut-turut adalah 0,03, 0,036, dan 0,045. *Band 3* mempunyai sebaran nilai untuk minimum, median, dan maksimum berturut-turut adalah 0,354, 0,388, dan 0,44. Variabel bebas dari perhitungan indeks vegetasi yaitu NDVI mempunyai nilai minimum 0,783, median 0,831, dan maksimum sebesar 0,851. GNDVI mempunyai nilai minimum, median, dan maksimum berturut-turut sebesar 0,55, 0,577, dan 0,586. Variabel bebas SR mempunyai nilai minimum, median, dan maksimum berturut-turut sebesar 8,22, 10,843, dan 12,438.

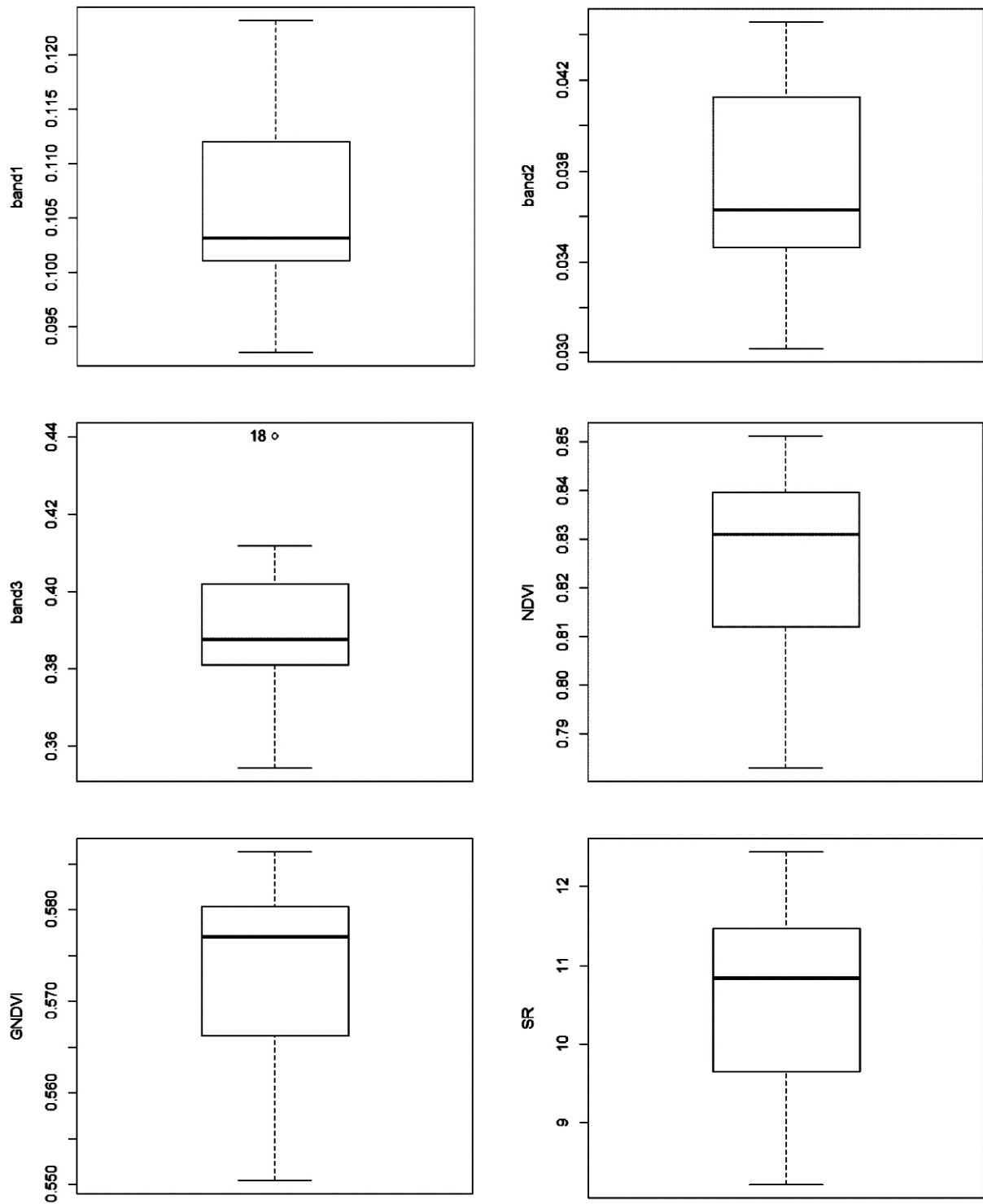
Regresi sederhana

Performa eksplorasi masing-masing variabel bebas untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B ditunjukkan pada Tabel 2. Turunan model pada regresi sederhana ke model regresi sederhana polinomial order 2, 3, 4, dan 5 ditunjukkan pada Tabel 3, 4, 5, dan 6. Secara umum model prediksi hara daun N, P, K, Ca, Mg, dan B dengan variabel bebas secara individu menunjukkan performa baik R^2 dan $Adj. R^2$ yang rendah. $Adj. R^2$ pada model prediksi hara daun N, P, dan B menunjukkan nilai yang negatif dan berarti variabel bebas tidak mampu memprediksi hara daun N, P, dan B (Coster, 2021). Model prediksi hara daun K, Mg, dan Ca terdapat nilai $Adj. R^2$ yang tidak negatif tetapi nilainya sangat kecil yaitu di bawah 0,0266 (Tabel 1) dan berarti model prediksinya sangat lemah.

Model regresi sederhana polinomial orde 2 (Tabel 3) menunjukkan seluruh variabel bebas tidak mampu sebagai penduga hara N dan B, sedangkan untuk hara daun P, K, Mg, dan Ca ada variabel bebas yang mampu sebagai variabel bebas walaupun lemah. Model regresi sederhana polinomial orde 3 (Tabel 4) memberikan perbaikan performa pendugaan hara N pada variabel bebas GNDVI ($R^2= 0,3662$ dan $Adj. R^2= 0,2474$), sedangkan untuk model penduga hara P, K, Mg, dan Ca mempunyai performa yang rendah serta tidak ada variabel bebas mampu untuk menduga kandungan hara daun B. Performa model regresi sederhana polinomial orde 4 memberikan hasil



Gambar 1. Boxplot masing-masing hara daun
Figure 1. The boxplot of each leaf nutrients content



Gambar 2. Boxplot masing-masing variabel predictor
Figure 2. The boxplot of each predictor variable

performa yang lebih baik dari orde 3 untuk penduga hara N dengan variabel bebas GNDVI ($R^2= 0,4475$ dan $Adj. R^2= 0,3001$), variabel bebas NDVI untuk penduga hara P ($R^2= 0,4978$ dan $Adj. R^2= 0,3639$), variabel bebas NDVI untuk penduga hara Mg ($R^2= 0,6345$ dan $Adj. R^2= 0,5371$), dan model penduga hara daun K dengan performa yang lemah serta tidak ada variabel bebas untuk penduga hara daun Ca dan B.

Penurunan performa terjadi pada model regresi sederhana polinomial orde 5 untuk penduga hara N dan P berdasarkan parameter $Adj. R^2$ (Tabel 6), namun peningkatan performa untuk penduga hara daun Mg untuk variabel bebas NDVI ($R^2= 0,678$ dan $Adj. R^2= 0,563$) dan SR ($R^2= 0,6828$ dan $Adj. R^2= 0,5695$). Performa model yang sama untuk penduga hara daun K, Ca, dan B pada model regresi sederhana polinomial orde 5 dengan model regresi sederhana polinomial orde 4.

Regresi berganda

Model yang terbangun pada regresi berganda tidak menggunakan seluruh variabel bebas namun menggunakan variabel terseleksi dari RFE metode lm dan RF. Variabel bebas yang terseleksi dari RFE metode lm adalah sebanyak 4 variabel yang meliputi band 1, band 2, band 3, dan NDVI. Variabel terseleksi dari RFE metode RF memberikan hasil variabel bebas yang bervariasi untuk masing-masing model penduga hara daun (Tabel 7). Model regresi berganda dari variabel terpilih dari RFE metode lm (Tabel 8) menunjukkan hanya model penduga hara daun K yang mempunyai performa sedang ($R^2= 0,5205$ dan $Adj. R^2= 0,3926$) dan Mg ($R^2= 0,3429$ dan $Adj. R^2= 0,1677$) yang rendah. Tidak ada variabel terseleksi yang mampu menduga hara daun N, P, Ca, dan B. Model regresi berganda polinomial pada orde 3

menunjukkan peningkatan performa untuk model penduga hara N ($R^2= 0,7198$ dan $Adj. R^2= 0,2396$), P ($R^2= 0,8169$ dan $Adj. R^2= 0,503$), dan K ($R^2= 0,9023$ dan $Adj. R^2= 0,7349$). Model penduga hara Mg terbaik pada polinomial orde 4 ($R^2= 0,9438$ dan $Adj. R^2= 0,644$) namun variabel bebas terseleksi tidak mampu menduga hara Ca dan B pada seluruh model regresi berganda polinomial.

Performa model pendugaan hara daun dari variabel bebas terseleksi dari RFE metode RF memberikan hasil yang lebih bervariasi dibandingkan dengan model pendugaan dari variabel bebas terseleksi dari RFE metode lm (Tabel 9). Model regresi berganda dari RFE metode RF mempunyai trend yang sama hanya model penduga hara daun K yang mempunyai performa tinggi ($R^2= 0,6577$ dan $Adj. R^2= 0,4996$) dan hara daun Mg yang rendah serta variabel bebas dari RFE metode RF tidak mampu menduga hara daun N, P, Ca, dan B. Turunan model regresi berganda ke polinomial orde 5 untuk penduga hara daun N mempunyai performa tinggi ($R^2= 0,9985$ dan $Adj. R^2= 0,9713$). Model penduga hara daun P terbaik pada regresi berganda polinomial orde 4 ($R^2= 0,9415$ dan $Adj. R^2= 0,7223$), sedangkan untuk penduga hara daun K dan Mg terbaik pada model regresi berganda polinomial orde 3 dengan nilai $R^2= 0,9991$ dan $Adj. R^2= 0,9837$ untuk hara daun K dan $R^2= 0,993$ dan $Adj. R^2= 0,8677$ untuk hara daun Mg. Variabel bebas dari RFE metode RF tidak mampu menduga hara daun Ca dan B.

Model regresi terbaik

Variabel bebas dalam penelitian ini hanya bisa menduga kandungan hara daun N, P, K, dan Mg. Model regresi terbaik dalam menduga kandungan hara daun N adalah model regresi berganda

Tabel 2. Performa regresi sederhana prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B

Table 2. The performance of simple regression of prediction model of the leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B

Variabel	Hara daun											
	N		P		K		Mg		Ca		B	
	R^2	$Adj-R^2$	R^2	$Adj-R^2$	R^2	$Adj-R^2$	R^2	$Adj-R^2$	R^2	$Adj-R^2$	R^2	$Adj-R^2$
Band 1	0,0068	-0,0484	0,0064	-0,0488	0,0003	-0,0552	0,0903	0,0397	0,0008	-0,0547	0,0221	-0,0323
Band 2	0,0023	-0,0532	0,0080	-0,0471	0,0699	0,0182	0,0127	-0,0421	0,0412	-0,0121	0,0110	-0,0440
Band 3	0,0297	-0,0242	0,0004	-0,0552	0,0134	-0,0415	0,0662	0,0144	0,0222	-0,0322	0,0137	-0,0411
NDVI	0,0100	-0,0450	0,0233	-0,0310	0,0244	-0,0298	0,0645	0,0125	0,0319	-0,0219	0,0227	-0,0317
GNDVI	0,0146	-0,0402	0,0055	-0,0497	0,0447	-0,0084	0,0000	-0,0555	0,0777	0,0265	0,0254	-0,0287
SR	0,0101	-0,0449	0,0207	-0,0337	0,0268	-0,0273	0,0629	0,0109	0,0327	-0,0210	0,0229	-0,0314

polinomial orde 5 dengan variabel terseleksi dari RFE metode RF (Tabel 10) dengan nilai *residual standard error* (RSE) 0,0340. Model penduga hara daun P terbaik ditunjukkan oleh model regresi

berganda polinomial orde 4 dengan nilai RSE 0,0045. Model regresi berganda polinomial orde 3 merupakan model penduga hara daun K dan Mg dengan nilai RSE berturut-turut 0,0162 dan 0,0172.

Tabel 3. Performa regresi sederhana polinomial orde 2 untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B
 Table 3. The performance of polynomial regression degree 2 of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B

Variabel	Hara daun											
	N		P		K		Mg		Ca		B	
	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²
Band 1	0,0839	-0,0239	0,0112	-0,1051	0,0586	-0,0521	0,2493	0,1610	0,0028	-0,1145	0,0221	-0,0930
Band 2	0,0298	-0,0844	0,0315	-0,0825	0,0708	-0,0385	0,0779	-0,0306	0,0874	-0,0200	0,0110	-0,1054
Band 3	0,0754	-0,0333	0,0142	-0,1018	0,0336	-0,0801	0,1541	0,0546	0,0425	-0,0701	0,0138	-0,1022
NDVI	0,0102	-0,1063	0,1516	0,0518	0,1268	0,0241	0,0773	-0,0312	0,0425	-0,0701	0,0243	-0,0905
GNDVI	0,0839	-0,0239	0,0056	-0,1114	0,1028	-0,0028	0,0143	-0,1017	0,1126	0,0082	0,0299	-0,0842
SR	0,0103	-0,1062	0,1572	0,0581	0,1222	0,0189	0,0837	-0,0241	0,0428	-0,0699	0,0245	-0,0903

Tabel 4. Performa regresi sederhana polinomial orde 3 untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B
 Table 4. The performance of polynomial regression degree 3 of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B

Variabel	Hara daun											
	N		P		K		Mg		Ca		B	
	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²
Band 1	0,2699	0,1330	0,2352	0,0918	0,0594	-0,1170	0,2547	0,1149	0,0030	-0,1840	0,0222	-0,1612
Band 2	0,0798	-0,0927	0,0315	-0,1500	0,2776	0,1421	0,2524	0,1122	0,1098	-0,0571	0,0442	-0,1350
Band 3	0,2144	0,0671	0,2160	0,0690	0,0343	-0,1468	0,1576	-0,0003	0,0549	-0,1223	0,0139	-0,1711
NDVI	0,0197	-0,1642	0,1748	0,0201	0,1478	-0,0119	0,3543	0,2332	0,0431	-0,1363	0,0268	-0,1556
GNDVI	0,3662	0,2474	0,0057	-0,1808	0,2312	0,0871	0,2350	0,0916	0,1891	0,0370	0,0484	-0,1300
SR	0,0149	-0,1699	0,1850	0,0322	0,1470	-0,0129	0,3229	0,1959	0,0433	-0,1361	0,0271	-0,1554

Tabel 5. Performa regresi sederhana polinomial orde 4 untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B
 Table 5. The performance of polynomial regression degree 4 of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B

Variabel	Hara daun											
	N		P		K		Mg		Ca		B	
	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²
Band 1	0,2916	0,1027	0,3502	0,1770	0,0601	-0,1906	0,2712	0,0769	0,0474	-0,2066	0,0268	-0,2327
Band 2	0,1007	-0,1391	0,0497	-0,2037	0,2777	0,0851	0,2528	0,0536	0,1910	-0,0247	0,1180	-0,1172
Band 3	0,3003	0,1137	0,2423	0,0403	0,0717	-0,1759	0,1723	-0,0484	0,0612	-0,1891	0,0171	-0,2450
NDVI	0,2781	0,0856	0,4978	0,3639	0,1503	-0,0763	0,6345	0,5371	0,0464	-0,2078	0,0282	-0,2309
GNDVI	0,4475	0,3001	0,0091	-0,2551	0,2373	0,0340	0,2718	0,0776	0,1916	-0,0240	0,0579	-0,1933
SR	0,2883	0,0985	0,5077	0,3765	0,1494	-0,0774	0,6499	0,5566	0,0484	-0,2054	0,0283	-0,2308

Tabel 6. Performa regresi sederhana polinomial orde 5 untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B
 Table 6. The performance of polynomial regression degree 6 of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B

Variabel	Hara daun											
	N		P		K		Mg		Ca		B	
	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2
Band 1	0,4106	0,2001	0,4310	0,2278	0,1064	-0,2127	0,4245	0,2190	0,0509	-0,2881	0,0302	-0,3162
Band 2	0,1262	-0,1858	0,0923	-0,2319	0,3301	0,0909	0,2943	0,0422	0,2316	-0,0428	0,1352	-0,1736
Band 3	0,3007	0,0509	0,2488	-0,0195	0,1704	-0,1259	0,2039	-0,0804	0,1538	-0,1484	0,0171	-0,3340
NDVI	0,3061	0,0583	0,5211	0,3501	0,1647	-0,1336	0,6780	0,5630	0,0965	-0,2262	0,0284	-0,3186
GNDVI	0,4511	0,2551	0,1092	-0,2089	0,2423	-0,0283	0,4224	0,2162	0,1922	-0,0963	0,0638	-0,2706
SR	0,3001	0,0501	0,5160	0,3431	0,1697	-0,1269	0,6828	0,5695	0,0874	-0,2385	0,0286	-0,3183

Tabel 7. Variabel bebas terseleksi dengan RFE metode RF
 Table 7. The independent variable selected from RFE of the RF method

Hara daun	Variabel						Jumlah variabel
	band1	band2	band3	NDVI	GNDVI	SR	
N	✓			✓	✓	✓	4
P	✓		✓	✓		✓	4
K	✓	✓	✓	✓	✓	✓	6
Mg	✓	✓	✓	✓	✓	✓	6
Ca	✓	✓	✓	✓	✓	✓	6
B	✓	✓		✓	✓		4

Tabel 8. Performa regresi berganda dan regresi berganda polinomial untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B dari RFE metode lm

Table 8. The performance of multivariate regression and multivariate polynomial regression of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B from RFE of the lm method

Hara daun	Multivarian		Polynomial orde 2		Polynomial orde 3		Polynomial orde 4		Polynomial orde 5	
	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2	R^2	Adj- R^2
N	0,1582	-0,0662	0,4363	0,0263	0,7198	0,2396	0,8350	-0,0451	-	-
P	0,0278	-0,2314	0,4623	0,0713	0,8169	0,5030	0,8713	0,1851	-	-
K	0,5205	0,3926	0,7070	0,4940	0,9023	0,7349	0,9043	0,3940	-	-
Mg	0,3429	0,1677	0,6084	0,3236	0,8572	0,6124	0,9438	0,6440	-	-
Ca	0,1214	-0,1129	0,1803	-0,4158	0,3150	-0,8592	0,6045	-1,5050	-	-
B	0,0934	-0,1483	0,1201	-0,5198	0,4001	-0,6283	0,7969	-0,2865	-	-

Tabel 9. Performa regresi berganda dan regresi berganda polinomial untuk prediksi hara N, P, K, Ca, Mg, dan B dari RFE metode RF

Table 9. The performance of multivariate regression and multivariate polynomial regression of prediction model of leaf nutrients content of N, P, K, Ca, Mg, and B from RFE of the RF method

Hara daun	Multivarian		Polynomial orde 2		Polynomial orde 3		Polynomial orde 4		Polynomial orde 5	
	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²	R ²	Adj-R ²
N	0,0924	-0,1496	0,5983	0,3062	0,8131	0,4928	0,9079	0,5625	0,9985	0,9713
P	0,1896	-0,0265	0,6222	0,3474	0,8603	0,6207	0,9415	0,7223	0,9673	0,3795
K	0,6577	0,4996	0,8580	0,6146	0,9991	0,9837	-	-	-	-
Mg	0,3612	0,0664	0,8349	0,5520	0,9930	0,8677	-	-	-	-
Ca	0,1839	-0,1927	0,2899	-0,9273	0,9093	-0,7232	-	-	-	-
B	0,0854	-0,1585	0,1263	-0,5092	0,2691	-0,9838	0,4816	-2,2830	-	-

Tabel 10. Performa model regresi penduga hara daun terbaik

Table 10. The performance of the best model regression

Hara daun	Variabel tunggal					Multivariant				Polinomial				
	Variabel	Orde	R ²	Adj-R ²	RSE	RFE	R ²	Adj-R ²	RSE	RFE	Orde	R ²	Adj-R ²	RSE
N	GNDVI	4	0,4475	0,3001	0,1677	-	-	-	-	RF	5	0,9985	0,9713	0,0340
P	SR	4	0,5077	0,3765	0,0067	-	-	-	-	RF	4	0,9415	0,7223	0,0045
K	-	-	-	-	-	RF	0,6577	0,4996	0,0895	RF	3	0,9991	0,9837	0,0162
Mg	SR	5	0,6828	0,5695	0,0310	-	-	-	-	RF	3	0,9930	0,8677	0,0172
Ca	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
B	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Ket. RSE: residual standard error; RFE: recursive feature elimination; RF: random forest; GNDVI: green normalized difference vegetation index; SR: simple ratio

Pembahasan

Kamera multispektral Mapir Survey 3 yang digunakan di penelitian ini terdiri dari 3 band yaitu band 1 (green), band 2 (red), dan band 3 (near infrared) serta indeks kehijauan daun (NDVI, GNDVI, dan SR) sebagai variabel bebas dalam mengeksplorasi model penduga kandungan hara daun kelapa sawit. Santoso *et al.* (2018) menyebutkan bahwa *spectral* tampak (350-750 nm) daun kelapa sawit dan indeks kehijauan daun (Yadegari *et al.*, 2020) dapat digunakan dalam prediksi kandungan hara daun. Performa model regresi terbaik pada penelitian ini dihasilkan dari regresi berganda. Hal tersebut sesuai dengan

penelitian terdahulu terkait dengan prediksi hara daun dengan pendekatan regresi berganda (Özyigit dan Bilgen, 2013; Santoso *et al.*, 2019; Stein *et al.*, 2014).

Performa penduga kandungan hara daun ditingkatkan dengan turunan model regresi berganda ke model regresi berganda polinomial. Regresi berganda polinomial dapat digunakan untuk meningkatkan performa regresi linear (Wei *et al.*, 2016) dan hubungan antara variabel bebas dengan respons yang tidak jelas (Priyanka Sinha, 2013).

Model regresi berganda tidak terlepas dari variabel yang terseleksi dari RFE. Variabel

terseleksi dari RFE metode RF memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan RFE metode Im. Tabel 7 menunjukkan bahwa band 1 (*green*) selalu terpilih sebagai salah satu variabel terseleksi untuk menduga kandungan hara N, P, K, dan Mg. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian dari Santoso *et al.* (2018). Variabel lain yang selalu terseleksi adalah NDVI dan SR. SR di kajian vegetasi dengan teknik *remote sensing* umum digunakan untuk menghitung dan monitoring biomasa hijau tanaman serta kandungan klorofil daun terutama pada tanaman dengan kerapatan yang tinggi (Xue dan Su, 2017). NDVI sangat sensitif terhadap kehijauan daun walaupun dalam kondisi kerapatan yang rendah, *leaf area index* (LAI), fotosintesis kanopi, dan sangat dipengaruhi oleh adanya bayangan daun, awan, dan atmosfer (Kalaitzidis *et al.*, 2010; Xue dan Su, 2017). Begitu juga GNDVI digunakan untuk menghitung kandungan klorofil-a (Gitelson *et al.*, 1996). Hara daun N, K, dan Mg dalam identifikasi dan penilaian defisiensi hara di lapangan sangat berhubungan dengan kehijauan daun, sehingga sangat logis indeks kehijauan daun (NDVI, GNDVI, dan SR) terseleksi oleh RFE metode RF sebagai variabel bebas untuk menduga hara daun. Hara P secara langsung mempengaruhi hampir seluruh kebutuhan energi dalam proses biologi tanaman seperti fotosintesis, respirasi, membrane transpor, dan biosintesis komponen sel dan defisiensi P secara signifikan berkorelasi dengan *band* hijau (Pimstein *et al.*, 2011) dan *band* NIR (Stein *et al.*, 2014; Zhai *et al.*, 2013).

Hasil penelitian ini akan menjadi dasar dalam penelitian lanjutan terkait dengan pemanfaatan prediksi hara daun N, P, K, dan Mg untuk kegiatan penyusunan rekomendasi pemupukan. Akhir dari penelitian adalah paket teknologi penyusunan rekomendasi pemupukan yang didasarkan tidak hanya pada prediksi hara daun tetapi gabungan dari banyak parameter yang sumber datanya diekstrak dari image hasil perekaman UAV dan kamera multispektral, sehingga rekomendasi pemupukan dapat disesuaikan dengan kebutuhan tanaman baik untuk pertumbuhan vegetatif maupun generatif secara cepat dan tepat.

KESIMPULAN

Model pendugaan kandungan hara N, P, K, dan Mg pada daun mampu diprediksi dari variabel bebas yang terseleksi dari teknik RFE metode RF menggunakan kamera Mapir. Model regresi

terbaik dalam menduga kandungan hara daun N adalah model regresi berganda polinomial orde 5 dengan nilai R^2 0,9985, $Adj. R^2$ 0,9713, dan RSE 0,0340. Model penduga hara daun P terbaik ditunjukkan oleh model regresi berganda polinomial orde 4 dengan nilai R^2 0,9415 dan $Adj. R^2$ 0,7223, dan RSE 0,0045. Model regresi berganda polinomial orde 3 merupakan model penduga hara daun K dan Mg dengan nilai R^2 , $Adj. R^2$, dan RSE berturut-turut untuk K dan Mg adalah 0,9991, 0,9837, dan 0,0162, serta 0,993, 0,8677, dan 0,0172.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) atas ijin serta dukungannya dalam melaksanakan penelitian ini, Madiyanto sebagai pilot UAV dan *mosaic image*, serta Tim PPKS untuk pengambilan sampel daun dan operasional perekaman dengan UAV (Borimin, Darmadi, Panca Agus, dan Muslim).

DAFTAR PUSTAKA

- Cheng, C. L., Shalabh, and Garg, G. 2014. Coefficient of determination for multiple measurement error models. *Journal of Multivariate Analysis*, 126, 137–152. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2014.01.006>.
- Corley, R.H.V. and Tinker, P.B. 2003. *The Oil Palm*. In Blackwell Science Ltd (Fourth Ed). Blackwell Science Ltd, . <https://doi.org/10.1002/9780470750971>.
- Coster, A. (2021). Goodness-of-Fit Statistics. *Web.Maths.Unsw.Edu.Au/~adelle/*. <https://web.maths.unsw.edu.au/~adelle/Garvan/Assays/GoodnessOfFit.html>.
- Gitelson, A.A., Kaufman, Y.J., and Merzlyak, M. N. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7).
- Goh, K.J. 2004. Fertilizer Recommendation Systems for Oil Palm: Estimating the Fertilizer Rates. *Proceedings of MOSTA Best Practices Workshops: Agronomy and Crop Management, Malaysia, March to August 2004*. Sdn, 235–268.

- [http://www.aarsb.com.my/AgroMgmt/OilPalm/FertMgmt/Computation/Fertilizer recommendation systems for oil palm - estimating the fertilizer rates.pdf](http://www.aarsb.com.my/AgroMgmt/OilPalm/FertMgmt/Computation/FertilizerRecommendationSystemsForOilPalm-EstimatingTheFertilizerRates.pdf).
- Gromski, P.S., Xu, Y., Correa, E., Ellis, D.I., Turner, M.L., and Goodacre, R. 2014. A comparative investigation of modern feature selection and classification approaches for the analysis of mass spectrometry data. *Analytica Chimica Acta*, 829, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2014.03.039>.
- Heiri, O. and Lotter, A.F. 2010. How does taxonomic resolution affect chironomid-based temperature reconstruction? *Journal of Paleolimnology*, 44, 589–601. <https://doi.org/10.1007/s10933-010-9439-z>.
- Kalaitzidis, C; Heinzl, V; Zianis, D. 2010. A review of vegetation indices for the estimation of biomass.pdf. *Imagin[e,g] Europe : Proceedings of the 29th Symposium of the European Association of Remote Sensing Laboratories, Chania, Greece, January 2016*, 8. <https://doi.org/10.3233/978-1-60750-494-8-201>.
- Kuhn, M. 2015. *Caret*. The Comprehensive R Archive Network (CRAN). <https://cran.r-project.org/web/packages/caret/caret.pdf>.
- Marzukhi, F., Elahami, A.L., and Bohari, S.N. 2016. Detecting nutrients deficiencies of oil palm trees using remotely sensed data. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 37(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/37/1/012040>.
- Moraes, D. 2012. Letters the coefficient of determination : What. *Investigative ophthalmology and visual science*. 53(11), 6830 – 6832 . <https://doi.org/10.1167/iops.12-10598>.
- Özyigit, Y., and Bilgen, M. 2013. Use of spectral reflectance values for determining nitrogen, phosphorus, and potassium contents of rangeland plants. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 15(SUPPL), 1537–1545.
- Pimstein, A., Karnieli, A., Bansal, S.K., and Bonfil, D.J. 2011. Exploring remotely sensed technologies for monitoring wheat potassium and phosphorus using field spectroscopy. *Field Crops Research*, 121(1), 125–135 . <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2010.12.001>.
- Prabowo, N. E., Foster, H. L., Nelson, S., and Nelson, P. 2010. Practical use of oil palm nutrient physiological efficiency with regard to nutrient recovery and agronomic efficiencies at different Sumatran sites. XVII Th International Oil Palm Conference , Colombia, 2005, 1–34.
- Priyanka Sinha. 2013. Multivariate Polynomial Regression in Data Mining: Methodology, Problems and Solutions. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 4(12), 962–965 . <https://www.ijser.org/paper/Multivariate-Polynomial-Regression-in-Data-Mining-Methodology.html>.
- R Core Team. 2016. R: A language and environment for statistical computing (3.3.1). R Foundation for Statistical Computing . <https://www.gnu.org/copyleft/gpl.html>.
- Rendana, M., Abdul, S., Mohd, W., Idris, R., Lihan, T., and Ali, Z. 2015. A review of methods for detecting nutrient stress of oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) in Malaysia a review of methods for detecting nutrient stress of oil palm (*Elaeis guineensis* Jacq.) in Malaysia. 5(6), 60–64.
- RStudio. 2015. Integrated development environment (IDE) for R Code (0.99.489). RStudio, Inc. <https://www.rstudio.com/products/rstudio>.
- Santoso, H. 2020. Pengamatan dan pemetaan penyakit busuk pangkal batang di perkebunan kelapa sawit menggunakan Unmanned Aerial Vehicle (UAV) dan kamera multispektral. *Jurnal Fitopatologi Indonesia*, 16(2), 69–80. [https://doi.org/DOI:10.14692/jfi.16.2.69–80](https://doi.org/DOI:10.14692/jfi.16.2.69-80).
- Santoso, H., Tani, H., Wang, X., Prasetyo, A. E., and Sonobe, R. 2019. Classifying the severity of basal stem rot disease in oil palm plantations using WorldView-3 imagery and machine learning algorithms. *International Journal of Remote Sensing*, 40(19: Oil Palms), 1–23 . <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1541368>.

- Santoso, H., Tani, H., Wang, X., and Segah, H. 2019. Predicting oil palm leaf nutrient contents in kalimantan, indonesia by measuring reflectance with a spectroradiometer. *International Journal of Remote Sensing*, 40(19: Oil Palms), 1–22. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1516323>.
- Shafri, H. Z. M., Hamdan, N., and Izzuddin Anuar, M. 2012. Detection of stressed oil palms from an airborne sensor using optimized spectral indices. *International Journal of Remote Sensing*, 33(14), 4293–4311. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.619208>.
- Spiess, A.-N., and Neumeyer, N. 2010. An evaluation of R2 as an inadequate measure for nonlinear models in pharmacological and biochemical research: a Monte Carlo approach. *BMC Pharmacology*, 10, 6. <https://doi.org/10.1186/1471-2210-10-6>.
- Stein, B.R., Thomas, V.A., Lorentz, L.J., and Strahm, B.D. 2014. Predicting macronutrient concentrations from loblolly pine leaf reflectance across local and regional scales. *GIScience and Remote Sensing*, 51(3), 269–287. <https://doi.org/10.1080/15481603.2014.912875>.
- Sulaeman, Suparto, and Eviati. 2005. Analisis kimia tanah, tanaman, air, dan pupuk (F. Agus (ed.); 2nd ed.). Indonesian Soil Research Institute. <http://balittanah.litbang.pertanian.go.id/eng>.
- Wei, J., Chen, T., Liu, G., and Yang, J. 2016. Higher-order Multivariable Polynomial Regression to Estimate Human Affective States. *Scientific Reports*, 6(March), 1–13. <https://doi.org/10.1038/srep23384>.
- Witt, C., Fairhurst, T., and Griffiths, W. 2005. Key Principles of Crop and Nutrient Management in Oil Palm. *Better Crops*, 89(3), 27–31. [http://www.oil-palm.net/ppiweb/bccrops.nsf/\\$webindex/DF49AA8010785C14852570490074C097/\\$file/05-3p27.pdf](http://www.oil-palm.net/ppiweb/bccrops.nsf/$webindex/DF49AA8010785C14852570490074C097/$file/05-3p27.pdf).
- Xue, J. and Su, B. 2017. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. *Journal of Sensors*, 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/1353691>.
- Yadegari, M., Shamshiri, R. R., Shariff, A. R. M., Balasundram, S. K., and Mahns, B. 2020. Using spot-7 for nitrogen fertilizer management in oil palm. *Agriculture (Switzerland)*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/agriculture10040133>.
- Zhai, Y., Cui, L., Zhou, X., Gao, Y., Fei, T., and Gao, W. 2013. Estimation of nitrogen, phosphorus, and potassium contents in the leaves of different plants using laboratory-based visible and near-infrared reflectance spectroscopy: Comparison of partial least-square regression and support vector machine regression met. *International Journal of Remote Sensing*, 34(7), 2502–2518. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.746484>.

