

APLIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE PADA DETEKSI PENYAKIT BUSUK PANGKAL BATANG GANODERMA TANAMAN KELAPA SAWIT

Mardiana Wahyuni *)

Program Doktor Ilmu Pertanian, Fakultas Pertanian Universitas Sumatera Utara, Medan 20155 Indonesia

*)Correspondence email: mardiana@stipap.ac.id

T. Sabrina

Program Doktor Ilmu Pertanian, Fakultas Pertanian Universitas Sumatera Utara, Medan 20155 Indonesia

Mukhlis

Program Doktor Ilmu Pertanian, Fakultas Pertanian Universitas Sumatera Utara, Medan 20155 Indonesia

Heri Santoso

Pusat Penelitian Kelapa Sawit, Medan 20178 Indonesia

ABSTRAK

Salah satu permasalahan dalam pengendalian penyakit Ganoderma adalah kesulitan mendeteksi secara dini karena penyakit Ganoderma bersifat asymptomatic, gejala visual muncul pada saat kondisi tanaman sudah parah sehingga deteksi dini dan identifikasi menjadi masalah yang penting dan mendasar. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi serangan penyakit Ganoderma, menganalisis indeks vegetasi NDVI, GNDVI dan SAVI berdasarkan nilai reflektan citra tanaman kelapa sawit yang direkam dengan UAV serta mengaplikasikan teknik algoritma SVM. Lokasi penelitian di perkebunan kelapa sawit di Pabatu pada areal tahun tanam 2005 seluas 247ha. Hasil pengamatan serangan penyakit Ganoderma mencapai 24,1%. Nilai reflektan pada tanaman terinfeksi lebih rendah dibandingkan pada tanaman yang sehat dengan perbandingan pada band R, G, NIR adalah 56,7%, 66,5% dan 44,7%. Nilai NDVI, GNDVI dan SAVI pada tanaman sehat masing-masing adalah 0,29; 0,34 dan 0,21 dan pada tanaman terinfeksi nilainya lebih rendah. Algoritma SVM menghasilkan klasifikasi dengan akurasi 93,51% dan nilai Kappa 77,71%. Kemampuan algoritma SVM dalam memprediksi dan membuat peta serangan insidensi penyakit Ganoderma diharapkan dapat menjadi jawaban untuk dapat mendeteksi penyakit Ganoderma secara dini, akurat dan skala luas.

Kata Kunci : ganoderma, UAV, reflektan, indeks vegetasi, algoritma SVM.

I. PENDAHULUAN

Penyakit Busuk Pangkal Batang (BPB) pada budidaya tanaman kelapa sawit yang disebabkan oleh patogen *Ganoderma boninense* sampai saat ini menjadi ancaman bagi keberlanjutan bisnis kelapa sawit di Indonesia maupun Malaysia [1], [2]. Menurut [3], [4], dampak kerugian serangan penyakit *Ganoderma* adalah terjadinya penurunan produksi dan kematian tanaman sehingga mengakibatkan kerugian ekonomis.

Patogen *Ganoderma boninense* termasuk pada kelompok cendawan busuk putih (*white rot fungi*) yang bersifat lignolitik; mempunyai aktivitas yang tinggi dalam mendegradasi lignin dan selulosa yang merupakan komponen penting pada dinding sel tanaman [5], [6].

Akibat terjadinya degradasi dinding-dinding sel tersebut maka absorbs air dan unsur hara dari dalam tanah ke seluruh jaringan tanaman mengalami gangguan; pada umumnya diawali dengan kelayuan daun, pucuk daun tidak membuka, pembusukan batang dan kematian tanaman [7]. Corley & Tinker (2003) mengemukakan bahwa kecepatan infeksi patogen *Ganoderma boninense* bervariasi, dipengaruhi oleh faktor tanah dan lingkungannya.

[7] mengemukakan bahwa pengamatan tingkat serangan penyakit menjadi suatu problema, dapat dikatakan bahwa penyakit *Ganoderma* bersifat *asymptomatic*, gejala visual muncul pada saat kondisi tanaman telah mengalami kerusakan lebih dari 50%.

Tindakan pengendalian yang dilakukan oleh pelaku agribisnis seperti pembumbunan, aplikasi fungisida belum dapat efektif, masih berfokus untuk memperpanjang umur tanaman [8].

Deteksi dini dan identifikasi serangan penyakit menjadi problem yang mendasar; sebab itu diperlukan adanya suatu metode deteksi dini yang dapat memberikan informasi serangan penyakit secara cepat, akurat dan berskala luas dengan menggunakan salah satu algoritma "Machine Learning" yaitu "Support Vector Machine" berdasarkan citra tanaman kelapa sawit.

[9] menggunakan citra satelit Quickbird untuk mendeteksi infeksi penyakit *Ganoderma* dengan beberapa algoritma yaitu Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM) dan Correlation and Regression Tree (CART). Hasil akurasi adalah RF 91%, SVM 77% dan CART 80%.

[10] mengemukakan bahwa pemilihan algoritma yang akan menghasilkan nilai akurasi terbaik dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu banyaknya variabel yang dianalisis dan kondisi variasi dari obyek yang diamati.

[11] mengemukakan bahwa algoritma SVM dapat berfungsi untuk tujuan klasifikasi membentuk *hyperplane* (garis batas imajiner) dengan deviasi yang paling minim.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi klasifikasi SVM berbasis citra drone tanaman kelapa sawit yang terserang penyakit *Ganoderma boninense* sehingga dapat menghasilkan peta sebaran tanaman.

II. METODE DAN PROSEDUR

A. Tempat dan Waktu

Penelitian dilaksanakan pada bulan Mei-Agustus 2021 di perkebunan kelapa sawit PT. Perkebunan Nusantara IV yaitu di unit usaha/kebun Pabatu yang berada di Kabupaten Serdang Bedagai propinsi Sumatera Utara pada posisi koordinat 3^o14'36" Lintang Utara, 99^o6'50" Bujur Timur, ketinggian tempat \pm 204 meter dpl dengan jenis tanahnya adalah *Typic dystrodepts*.

B. Perekaman Citra

Perekaman citra menggunakan UAV/drone milik Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) Medan tipe fixed wing T-tail vol tron, kamera Mapir Survey 3, sensor kamera Sony Exmax R|MX 117 dengan 3 filter menghasilkan 3 band/saluran yaitu merah (Red), hijau (Green), inframerah (Near Infrared) pada panjang gelombang 660nm, 550nm dan 850nm. Software yang digunakan adalah Mapir Camera Control (MCC) untuk mengkonversi nilai reflektan, ENVI 5.3 untuk pembacaan pixel dan ArcGIS. Area pengamatan terdiri dari 12 blok seluas 247 ha di Afdeling/Divisi 3 Pabatu pada tanaman kelapa sawit yang ditanam tahun 2005. Perekaman memerlukan waktu selama 79 menit dengan jumlah citra/foto yang diperoleh sebanyak 363 foto.

C. Insidensi Penyakit Ganoderma

Pengamatan insidensi penyakit dilakukan secara manual berdasarkan kondisi tajuk, daun/pelepah dan kondisi batang tanaman kelapa sawit menurut [7] dengan penyederhanaan 2 kategori yaitu tanaman sehat (H) dan terinfeksi (I), yaitu terdapat gejala pada daun (menguning atau tidak terbuka, batang membusuk maupun adanya tubuh buah. Blok sampel ditetapkan \pm 25% secara *Random Purposive Sampling* yaitu pada barisan tanaman ke-10 dari tepi blok dan pada blok 05K diamati pada seluruh tanaman.

D. Analisa Digital

Pemrosesan citra terdiri dari mosaic citra foto (software Agisoft Metashape), proses penajaman citra, *resize* piksel dan pembacaan nilai reflektan (software MCC dan ArcGIS 10.5) serta perhitungan indeks vegetasi (software ENVI 5.3). Jenis-jenis indeks vegetasi yang dianalisa adalah Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI) dan Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI).

Berdasarkan nilai reflektan pada tiap-tiap band dilakukan pengolahan data indeks vegetasi menurut Hatfield *et al.* (2008) dengan rumus yaitu $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$; $GNDVI = (NIR - G) / (NIR + G)$ dan $SAVI = \{(NIR - R) / (NIR + R + L) \times (1 + L)\}$, dimana L adalah konstanta dengan nilai 0,5.

E. Algoritma SVM

Algoritma SVM diproses menggunakan software R studio dengan variabel yaitu reflektan pada band Red, Green dan Infra Red serta indeks vegetasi (NDVI, GNDVI dan SAVI). Klasifikasi yaitu tanaman sehat (H) dan terinfeksi (I). Sejumlah 25% data digunakan sebagai training data untuk membentuk model dan 75% (testing data) untuk mengukur akurasi dari algoritma SVM. Analisis Kappa Value digunakan untuk mengukur hubungan antara variabel dan kelas dalam klasifikasi.

F. Peta Sebaran

Berdasarkan hasil algoritma SVM dari pohon sampel (*Ground Truth*) maka algoritma digunakan untuk melakukan prediksi (*predict*) terhadap blok-blok yang lainnya sehingga hasil dari *Ground Truth* dapat diproses untuk pengamatan yang lebih luas.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Nilai Reflektan

Menurut [12] dan [14] mengemukakan bahwa nilai reflektan dipengaruhi oleh jenis tanaman, komposisi biokimia, kadar N daun, kesehatan tanaman dan faktor lingkungan. Hasil pengamatan nilai reflektan pada tanaman kelapa sawit sehat dan terinfeksi penyakit Ganoderma terdapat pada TABEL 1.

Tabel 1. Nilai reflektan tanaman sehat dan terinfeksi penyakit ganoderma

Kategori/Band	Merah (R)	Hijau (G)	Infra Merah (NIR)
Sehat (H)	0,203	0,17	0,38
Terinfeksi (I)	0,115	0,113	0,17
Persentase I/H)	56,70%	66,50%	44,70%

Keterangan: nilai reflektan 0-1 (0-100%)

Nilai reflektan pada tanaman terinfeksi sangat rendah dibandingkan pada tanaman yang sehat. Nilai terendah terdapat pada reflektan spektrum hijau (G) dan tertinggi pada spektrum Inframerah (NIR). [12] mengemukakan bahwa secara umum tanaman menyerap secara kuat spektrum warna pada daerah gelombang tampak/visible pada panjang gelombang 400-700nm, terutama pada band merah/R (680-780nm).

Sejalan dengan hasil pengamatan tersebut [13] mengemukakan bahwa tanaman yang terinfeksi menghasilkan nilai pantulan/reflektan yang rendah pada panjang gelombang warna tampak serta reflektan yang tinggi pada gelombang Infra merah (NIR).

B. Tingkat Serangan

Hasil pengamatan terhadap serangan penyakit Ganoderma terdapat pada TABEL 2.

Tabel 2. Serangan penyakit ganoderma di kebun pabatu

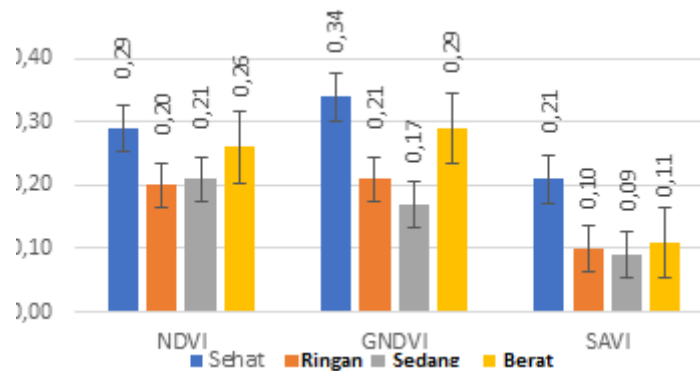
Blok	Luas (ha)	Jumlah Sampel	Jumlah Tanaman	
			H	I
04A	11	130	116	14
04B	23	130	75	55
05K	16	1436	1110	326
05E	11	130	86	44
05P	8	130	98	32
Jumlah	69	1956	1485	471
Persentase			75,9%	24,1%

Hasil pengamatan tersebut menunjukkan bahwa jumlah tanaman yang sehat adalah 75,90% dan yang terserang penyakit Ganoderma telah mencapai 24,1%. Menurut Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) pada tahun 2019 melaporkan bahwa kondisi serangan pada tanaman kelapa sawit dewasa (umur 13-20 tahun) bervariasi dari 14-32%, sedangkan pada tanaman kelapa sawit tua (lebih dari 20 tahun) adalah 36-56%. Kerapatan tanaman berkurang dari jumlah awal penanaman sebanyak 130 pohon/ha menjadi 78-99 pohon/ha. Pada umumnya areal penanaman kelapa sawit di Pabatu merupakan lahan eks replanting yang sudah memasuki generasi ke-3 dan ke-4 (setiap 1 generasi adalah 25 tahun).

[1], [2], [15] mengemukakan bahwa semakin sering suatu kebun mengalami peremajaan maka semakin tinggi terjadinya infeksi penyakit karena tanahnya telah terkontaminasi oleh akumulasi patogen *Ganoderma boninense* yang bersifat tular tanah (*soil borne*). Cendawan ini juga mempunyai kemampuan saprofitik yang tinggi dan dalam kondisi lingkungan tertentu miselium bersifat resisten, basidiospora dan klamidospora mampu bertahan dalam jangka waktu yang cukup lama dalam tanah.

C. Indeks Vegetasi

Hasil perhitungan nilai indeks vegetasi (NDVI, GNDVI dan SAVI) terdapat pada GAMBAR 1.



Gambar 1. Nilai indeks vegetasi tanaman kelapa sawit sehat dan terinfeksi ganoderma

Nilai NDVI pada tanaman yang sehat adalah 0,29 dan pada tanaman yang terinfeksi nilainya lebih rendah walaupun pola penurunannya tidak konsisten. [16] mengemukakan hasil penelitiannya bahwa pada budidaya pertanian yang baik nilai NDVI bervariasi antara 0,18-0,42.

Nilai NDVI pada tanaman yang terinfeksi ringan sampai berat pada penelitian ini masih termasuk pada kategori baik, hal ini dapat disebabkan karena tingkat pemeliharaan tanaman yang cukup baik di kebun Pabatu secara rutin diaplikasikan pupuk majemuk (NPKMg) sebanyak 6 kg dan pupuk Dolomit sebanyak 2 kg per pohon per tahun.

Pola yang sama juga terjadi pada indeks vegetasi GNDVI walaupun secara umum nilai GNDVI lebih tinggi dibandingkan dengan NDVI. [10] dan [12] mengemukakan bahwa penerapan parameter agronomis seperti indeks vegetasi yang dipilih dapat dipengaruhi oleh karakter tanaman, bentuk kanopi maupun variasi kondisi iklim setempat.

[17] mengemukakan bahwa nilai GNDVI yang lebih tinggi dipengaruhi oleh absorpsi spektrum oleh pigmen daun karena spektrum hijau (G) sangat sensitif terhadap kadar klorofil daun. [18] juga mengemukakan bahwa tanaman dengan tipe klorofil a (hijau biru) dan b (hijau kekuningan) menyerap spektrum warna merah dan hijau sehingga nilai reflektannya rendah. [9] mengemukakan bahwa dari beberapa jenis indeks vegetasi yang dianalisis maka ARVI (Atmospheric Vegetation Index) menghasilkan nilai akurasi yang terbaik.

Nilai SAVI pada penelitian ini paling rendah dibandingkan dengan NDVI dan GNDVI. [12] mengemukakan bahwa penggunaan SAVI untuk menilai kehijauan daun bertujuan untuk mengurangi pengaruh kondisi lingkungan tanaman termasuk kemungkinan terjadinya reflektan dari tanah sekitar tanaman. Nilai konstanta 0,5 yang digunakan dalam rumus SAVI digunakan pada lahan-lahan dengan tutupan yang moderat.

Kondisi serangan penyakit Ganoderma di lokasi penelitian termasuk pada kategori sedang-berat. Pada awal penanaman jumlah tanaman kelapa sawit per hektar adalah 130 tanaman dan akibat serangan penyakit Ganoderma telah berkurang secara rata-rata menjadi 116 tanaman/hektar atau berkurang/mati sebanyak 12%. Kondisi ini mengakibatkan terjadinya ruang-ruang kosong yang terpencar-pencar pada blok tanaman dan dapat berpengaruh terhadap nilai reflektan. [19] mengemukakan bahwa faktor lingkungan perlu diperhatikan karena dapat berpengaruh terhadap bentuk tajuk tanaman dan nilai reflektan maupun indeks vegetasi yang diukur.

Dari seluruh hasil analisis NDVI, GNDVI dan SAVI pada tanaman kelapa sawit yang sehat secara konsisten mempunyai nilai tinggi dan semakin menurun sejalan dengan tingkat infeksi, dan hal ini dapat menjadi informasi penting dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan infeksi penyakit Ganoderma sehingga tindakan pengendalian dapat dilakukan tepat waktu.

D. Algoritma SVM

Proses dari algoritma SVM dengan software R studio menghasilkan matriks konfusi dengan hasil pada TABEL 3.

tabel 3. matriks konfusi dengan menggunakan algoritma svm

Model Aktual	REFERENSI		
	Sehat	Terinfeksi	Jumlah
PREDIKSI			
Sehat	61	5	66
Terinfeksi	0	11	11
Jumlah	61	16	77
Akurasi Keseluruhan			93,51%
Kappa			77,71%
Akurasi Produser (Sehat)			100,00%
Akurasi Produser (Terinfeksi)			68,75%
Akurasi User (Sehat)			92,42%
Akurasi User (Terinfeksi)			79,22%
Akurasi Pemetaan (Sehat)			100,00%
Akurasi Pemetaan (Terinfeksi)			79,22%

Dari tabel tersebut algoritma SVM menghasilkan nilai akurasi yang tinggi yaitu 93,51%. Algoritma SVM lebih mampu mengenali tanaman yang sehat dibandingkan dengan tanaman yang terinfeksi. [13] mengemukakan bahwa hal tersebut berhubungan

dengan bentuk tajuk tanaman kelapa sawit yang terekstrak pada waktu perekaman citra. Dengan adanya perbedaan struktur, ukuran dan ketajaman warna daun sangat berpengaruh terhadap nilai reflektan pada band Red, Green dan Infra Red yang sekaligus juga akan berpengaruh terhadap perhitungan nilai indeks vegetasinya. Rendahnya nilai akurasi pada tanaman terinfeksi disebabkan oleh perbedaan yang bervariasi pada tiap tampilan tanaman yang secara klasifikasi menurut [7] dapat merupakan campuran dari kategori serangan ringan, sedang dan berat.

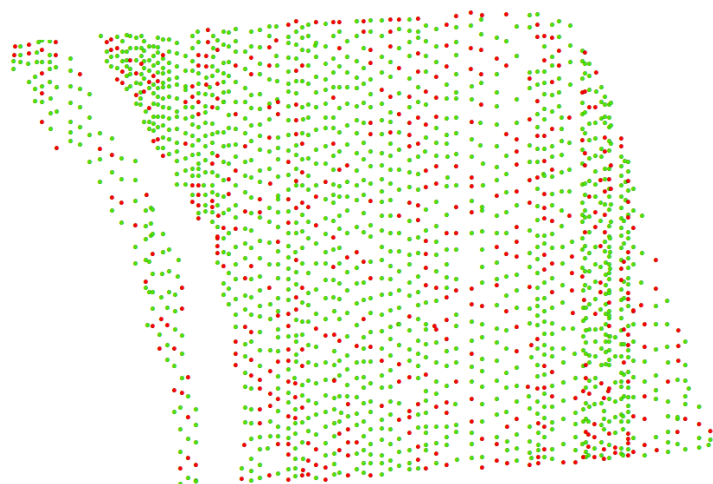
[20] mengemukakan bahwa apabila variabel yang berpengaruh bersifat bebas, tidak saling terkoneksi maka akan menghasilkan nilai akurasi yang tinggi.

[11] mengemukakan bahwa algoritma SVM berfokus pada pemisahan konstruksi data berdasarkan prediktor. Pada umumnya teknik ini lebih bersifat menggeneralisasi berfungsi sebagai *linier classifier*. Demikian juga teknik ini dapat meminimalisir resiko didalam langkah-langkah algoritma. [21] menyampaikan bahwa kelemahan algoritma SVM adalah sulit digunakan untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi data dalam skala yang besar.

Nilai Kappa adalah 77,7% termasuk kepada kategori kuat atau good, yang menunjukkan bahwa variabel yang digunakan didalam langkah-langkah algoritma sudah cukup sesuai.

E. Peta Sebaran

Dari hasil algoritma sebagai contoh diterapkan untuk membuat peta sebaran pada blok 05J dengan hasil terdapat pada GAMBAR 2.



Keterangan:

- merah: terinfeksi,
- hijau: sehat

Gambar 2. Hasil prediksi dengan svm pada blok 05j

Keberhasilan SVM dalam memprediksi kondisi blok-blok yang citranya diakuisisi dengan UAV diharapkan dapat menjadi kunci jawaban, identifikasi dapat dilakukan dengan lebih cepat dan akurat sehingga tindakan pengendalian dapat dilakukan dengan efektif.

IV. KESIMPULAN

Hasil pengamatan serangan penyakit Ganoderma mencapai 24,1%. Nilai reflektan pada tanaman terinfeksi lebih rendah dibandingkan pada tanaman yang sehat dengan perbandingan pada band R, G, NIR adalah 56,7%, 66,5% dan 44,7%. Nilai NDVI, GNDVI dan SAVI pada tanaman sehat masing-masing adalah 0,29; 0,34 dan 0,21 dan pada tanaman terinfeksi nilainya lebih rendah. Algoritma SVM menghasilkan klasifikasi dengan akurasi 93,51% dan nilai Kappa 77,71%. Kemampuan algoritma SVM dalam memprediksi dan membuat peta serangan insidensi penyakit Ganoderma diharapkan dapat menjadi jawaban untuk dapat mendeteksi penyakit Ganoderma secara dini, akurat dan skala luas.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada Kementrian Pendidikan RI yang memberikan dana pada Program Disertasi Doktor; Pusat Penelitian Kelapa Sawit Medan atas fasilitas UAV dan pengolahan citra serta PT. Perkebunan Nusantara 4 yang telah memberi izin lokasi penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. E. Prasetyo, A. Susanto, and C. Utomo, "Metode Penghindaran Penyakit Busuk Pangkal Batang Kelapa Sawit (*Ganoderma boninense*) Dengan Sistem Lubang Tanam Besar." pp. 77–86, 2008.
- [2] A. Susanto, P. S. Sudharto, and R. Y. Purba, "Enhancing biological control of basal stem rot disease (*Ganoderma boninense*) in oil palm plantations," *Mycopathologia*, vol. 159, no. 1, pp. 153–157, 2005, doi: 10.1007/s11046-004-4438-0.
- [3] R. Hushiarian, N. A. Yusof, and S. W. Dutse, "Detection and control of *Ganoderma boninense*: strategies and perspectives," *Springerplus*, vol. 2, no. 1, p. 555, 2013, doi: 10.1186/2193-1801-2-555.
- [4] L. Naher, U. K. Yusof, A. Ismail, S. G. Tan, and M. M. A. Mondal, "Ecological status of *Ganoderma* and basal stem rot disease of oil palms (*Elaeis guineensis* Jacq.)," *Australian Journal of Crop Science*, vol. 7, no. 11, 2013.
- [5] G. Seo and P. Kirk, "Ganodermataceae: nomenclature and classification.," 2000, pp. 3–22. doi: 10.1079/9780851993881.0003.

- [6] R. R. M. Paterson, "Ganoderma disease of oil palm—A white rot perspective necessary for integrated control," *Crop Protection*, vol. 26, no. 9, pp. 1369–1376, Sep. 2007, doi: 10.1016/J.CROPRO.2006.11.009.
- [7] C. C. D. Lelong *et al.*, "Evaluation of oil-palm fungal disease infestation with canopy hyperspectral reflectance data," *Sensors*, vol. 10, no. 1, pp. 734–747, 2010, doi: 10.3390/s100100734.
- [8] H. Santoso, H. Tani, and X. Wang, "Random Forest classification model of basal stem rot disease caused by *Ganoderma boninense* in oil palm plantations," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 38, no. 16, pp. 4683–4699, Aug. 2017, doi: 10.1080/01431161.2017.1331474.
- [9] H. Santoso, T. Gunawan, R. H. Jatmiko, W. Damosarkoro, and B. Minasny, "Mapping and identifying basal stem rot disease in oil palms in North Sumatra with QuickBird imagery," *Precision Agriculture*, vol. 12, no. 2, pp. 233–248, 2011, doi: 10.1007/s11119-010-9172-7.
- [10] A. A. Gitelson, "Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation," *Journal of Plant Physiology*, vol. 161, no. 2, 2004, doi: 10.1078/0176-1617-01176.
- [11] W. Li *et al.*, "Outlier detection and removal improves accuracy of machine learning approach to multispectral burn diagnostic imaging," *J Biomed Opt*, vol. 20, p. 121305, Dec. 2015, doi: 10.1117/1.JBO.20.12.121305.
- [12] J. L. Hatfield, A. A. Gitelson, J. S. Schepers, and C. L. Walthall, "Application of spectral remote sensing for agronomic decisions," *Agronomy Journal*, vol. 100, no. 3 SUPPL. 2008. doi: 10.2134/agronj2006.0370c.
- [13] H. Z. M. Shafri and N. Hamdan, "Hyperspectral imagery for mapping disease infection in oil palm plantation using vegetation indices and red edge techniques," *American Journal of Applied Sciences*, vol. 6, no. 6, 2009, doi: 10.3844/ajassp.2009.1031.1035.
- [14] D. Krezhova, K. Velichkova, N. Petrov, and S. Maneva, "The effect of plant diseases on hyperspectral leaf reflectance and biophysical parameters," in *RAD Conference Proceedings*, 2017, vol. 2. doi: 10.21175/RadProc.2017.55.
- [15] Y. Basiron, "Palm oil production through sustainable plantations," *European Journal of Lipid Science and Technology*, vol. 109, no. 4, 2007, doi: 10.1002/ejlt.200600223.
- [16] H. Z. M. Shafri, N. Hamdan, and M. Izzuddin Anuar, "Detection of stressed oil palms from an airborne sensor using optimized spectral indices," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 33, no. 14, 2012, doi: 10.1080/01431161.2011.619208.
- [17] H. D. Seelig, A. Hoehn, L. S. Stodieck, D. M. Klaus, W. W. Adams, and W. J. Emery, "The assessment of leaf water content using leaf reflectance ratios in the visible,

- near-, and short-wave-infrared,” *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, no. 13, 2008, doi: 10.1080/01431160701772500.
- [18] N. S. Lang, J. Silbernagel, E. M. Perry, R. Smithyman, L. Mills, and R. L. Wample, “Remote image and leaf reflectance analysis to evaluate the impact of environmental stress on grape canopy metabolism,” *Horttechnology*, vol. 10, no. 3, 2000, doi: 10.21273/horttech.10.3.468.
- [19] A. Korom, M. H. Phua, Y. Hirata, and T. Matsuura, “Extracting oil palm crown from WorldView-2 satellite image,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2014, vol. 18, no. 1. doi: 10.1088/1755-1315/18/1/012044.
- [20] Y. L. Pavlov, *Random forests*. 2019. doi: 10.4324/9781003109396-5.
- [21] T. O. Ayodele, “Types of Machine Learning Algorithms,” *New Advances in Machine Learning*, 2010.