

LAPORAN AKHIR KEGIATAN (DOKUMENTASI WBS)



PRIORITAS RISET NASIONAL

Pengembangan Model/Metode Klasifikasi Umur Pertumbuhan Perkebunan Kelapa Sawit Berbasis Citra Satelit Penginderaan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional)

Ketua Tim : Dr. Soni Darmawan.
Anggota : 1. Ita Carolita, M.Si.
2. Dr. Agustan
3. Dr. Dede Dirgahayu D
4. Dr. Widya Suryadini
5. Dr. Eng. Didin A Permadi
6. Rika Hernawati, M.T.

Teknik Geodesi - LP2M Institut Teknologi Nasional Bandung

Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh LAPAN

KEMENTERIAN RISET DAN TEKNOLOGI/

BADAN RISET INOVASI NASIONAL

TAHUN 2021

1. Judul Riset :Pengembangan Model/Metode Standar Untuk Pertanian dan Perkebunan (Pengembangan Model/Metode Klasifikasi Umur Pertumbuhan Perkebunan Kelapa Sawit Berbasis Citra Satelit Pengindraan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional)

2. Ketua Periset

a. Nama Lengkap : Dr. Soni Darmawan, S.T., M.T.
b. Jenis Kelamin : Laki-laki
c. NIP/NIK/KTP : 1.2013.02.01/ 3273301201760002
d. Jabatan Struktural : Ketua Jurusan Teknik Geodesi
e. Jabatan Fungsional : Lektor
f. Institusi Periset : Institut Teknologi Nasional Bandung
g. Alamat : Jl. P.K.H Mustofa no.23, Bandung 40124
h. HP/Telpon/Faks : 0822 16602544/ 022 727 2215
i. Alamat Rumah : Jl. Wangsaatmaja No.18, Bandung 40195
j. Telpon/Faks/E-mail : soni_darmawan@itenas.ac.id

3. Mitra Riset : Pusat Pemanfaatan Pengindraan Jauh Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN)
Jl. Kalisari No.8, Pekayon, Pasar Rebo, Jakarta 13710
Telp. (021) 8710065 Fax. (021) 872273

4. Anggota Periset :

No	Nama	NIP/NIK	Asal Institusi
1	Dr. Dede Dirgahayu D	19650411199011001	LAPAN
2	Ir. Ita Carolita, M.Si.	19650227199002001	LAPAN
3	Dr. Agustan	19740818 1998011001	BPPT
4	Dr. Widya Suryadini	1.1996.04.01	Itenas Bandung
5	Dr. Eng. Didin Agustian P.	1.2018.07.01	Itenas Bandung
6	Rika Hernawati, S.T., M.T.	1.2016.04.01	Itenas Bandung

5. Pendanaan

No	Uraian	Total
1	Tahun ke-1	Rp. 350.000.000
2	Tahun ke-2	Rp. 350.000.000
	Total	Rp. 700.000.000



**Kepala Pusat Pemanfaatan
Penginderaan Jauh LAPAN**
Dr. M. Rokhis Khomarudin, M.Si.
(NIP: 1974 0722 1999031006)

Bandung, 14 Juni 2021
Ketua Peneliti

Dr. Soni Darmawan, S.T., M.T.
(NIDN: 0412017610)

Mengetahui
Ketua LP2M Itenas

The image shows the official logo of LP2M Itenas, which includes a stylized blue triangle and the text "LP2M Itenas". A large, flowing handwritten signature in blue ink is written over the logo.

Iwan Juwana, S.T., M.EM., Ph.D
(NIDN: 0403017701)

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
DAFTAR GAMBAR	ii
DAFTAR TABEL	iii
Abstrak	iv
1. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah dan Hipotesis Solusi	3
1.3. State of The Art dan Keterbaruan	4
1.4. Maksud, Tujuan, dan Sasaran Penelitian	14
2. DESKRIPSI PRODUK, PETA JALAN DAN NILAI STRATEGIS	16
2.1. Deskripsi Produk	16
2.2. Road Map Penelitian	19
2.3. Nilai Strategis	25
3. METODOLOGI	27
3.1. Tahapan Penelitian Tahun Pertama	27
3.1.1. Pengumpulan Data	27
3.1.2. Pengolahan Citra Digital	30
3.2. Tahapan Penelitian Tahun Ke-2	40
3.2.1. Pembangunan Model Konseptual	40
3.2.2. Pembangunan Model Prototype Sistem	40
4. JANGKA WAKTU PENELITIAN	43
5. LUARAN PENELITIAN	44
5.1. Luaran Tahun 2024	44
5.2. Luaran Hingga Tahun 2020 (Tahun Pertama)	45
6. AKHIR KEGIATAN PENELITIAN	46
6.1. Pengembangan Model	54
6.2. Validasi	54
6.3. Dokumen HKI-ISBN dan Standar Prosedur	55
6.4. Publikasi Ilmiah	56
6.5. Aplikasi awal sistem monitoring umur kelapa sawit berbasis web service (Rencana tahun ke-2)	57

7. Rincian RAB dan Penyerapan	59
Daftar Pustaka	68
Lampiran 1. Publikasi	
Lampiran 2. Publikasi tambahan	
Lampiran 3. Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh	
Lampiran 4. Prosedur Menentukan Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh	
Lampiran 5. Informasi Tematik Umur Kelapa Sawit Berbasis Satelit Penginderaan Jauh	

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Peta Jalan pelaksanaan pengembangan platform digital services	16
Gambar 2.2	Peta Jalan Penelitian	17
Gambar 2.3	Spesifikasi akhir produk di tahun 2024	17
Gambar 2.4	Peta Jalan pelaksanaan pengembangan platform digital services	18
Gambar 2.5	Peta jalan penelitian Kelapa sawit	19
Gambar 2.6	Model hubungan umur pertumbuhan kelapa sawit dengan citra satelit radar Alos Palsar polarisasi HH dan HV	23
Gambar 2.7	Model hubungan produksi kelapa sawit kelapa sawit dengan citra satelit radar Alos Palsar polarisasi HH dan HV	23
Gambar 2.8	Model pertumbuhan kelapa sawit berdasarkan citra satelit sentinel	23
Gambar 2.9	Contoh Aplikasi GEE	25
Gambar 3.1	Metodologi, aktivitas penelitian dan luarannya	28
Gambar 3.2	arsitektur SIG berbasis web	41
Gambar 3.3	Arsitektur sistem, modifikasi dari SPBN	42
Gambar 5.1	Model sistem monitoring perkebunan kelapa sawit berbasis data penginderaan jauh	44
Gambar 6.1	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1	47
Gambar 6.2	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3	47
Gambar 6.3	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N	48
Gambar 6.4	ALOS PALSAR-2 Polarisasi HH	49
Gambar 6.5	ALOS PALSAR-2 polarisasi HV	49
Gambar 6.6	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 Polarisasi VV	50
Gambar 6.7	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VH	51
Gambar 6.8	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VV	51
Gambar 6.9	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VH	52
Gambar 6.10	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VV	52
Gambar 6.11	Model fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VH	53
Gambar 6.12	Capaian dokumen penelitian	55
Gambar 6.13	Capain luaran artikel jurnal internasional status telah published	56

Gambar 6.14	Capaintambahan luaran artikel jurnal internasional status telah submitted	57
Gambar 6.15	Informasi awal umur kelapa sawit pad GEE	58

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	State of The Art Pemanfaatan Teknologi Pengindraan Jauh untuk Pengeloaan Kelapa Sawit	12
Tabel 2.1	Peta Jalan mendukung platform digital service PLATYPUS	19
Tabel 3.1	Spesifikasi Saluran Landsat 8 Sensor OLI dan TIRS	29
Tabel 3.2	Fungsi Saluran Landsat 8	30
Tabel 3.3	Interpretasi data nilai r	33
Tabel 3.4	Luaran Penelitian	36
Tabel 4.1	Indikator Kinerja	43
Tabel 4.2	Jadwal Kegiatan Tahun Ke-2	43
Tabel 5.1	Indikator Kinerja Luaran Penelitian	45
Tabel 6.1	Luaran tahun pertama	46
Tabel 7.1	Rekapitulasi laporan keuangan	60

ABSTRAK

Berdasarkan data Kementrian Pertanian Republik Indonesia (2019) menginformasikan bahwa devisa yang diperoleh dari sawit menurun hingga 20%, hal ini dikarenakan banyaknya tanaman tua yang kurang produktif dan juga banyak tanaman yang terkena penyakit. Oleh karena itu untuk meningkatkan produktivitas sawit Presiden Republik Indonesia memberikan intruksi Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 dimana salah satu aksinya untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional adalah melalui penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur. Saat ini penguatan data merujuk pada penyelenggaraan informasi geospasial tematik (IGT) tutupan lahan perkebunan kelapa sawit yang dituangkan berdasarkan Keputusan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 833/KPTS/SR.020/M/12/2019, namun penyelenggaraan IGT ini masih banyak kendala. Perlu adanya percepatan dengan teknologi yang tepat agar Intruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 benar benar terwujud dengan baik. Salah satu teknologi yang saat ini berkembang untuk mendapatkan data dan informasi cepat dengan area yang luas dan cocok diimplementasikan untuk perkebunan kelapa sawit adalah menggunakan teknologi satelit. Tujuan penelitian tahap pertama adalah pengembangan model/metode klasifikasi umur pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit penginderaan jauh untuk tata kelola perkebunan kelapa sawit nasional berkelanjutan yang dapat dijadikan acuan standar pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit di Indonesia. Metodologi yang digunakan adalah survei lapangan, pengolahan citra satelit di laboratorium, dan diseminasi serta *focus group discussion* (FGD). Hasil yang diperoleh berupa jurnal internasional Q2 yang sudah terpublikasi pada *Journal of Sensors Hindawi*, <https://doi.org/10.1155/2021/6625774> dan 1 buah jurnal internasional yang sudah di submit. Serta buku model fenologi kelapa sawit berbasis penginderaan jauh dan buku prosedur pembangunan model fenologi kelapa sawit berbasis penginderaan jauh (dalam proses pengajuan ISBN) dan peta sebaran spasial tematik umur kelapa sawit berbasis penginderaan jauh (dalam proses pengajuan ISBN-HAKI). Untuk tahap kedua, penelitian ini fokus pada implementasi pembuatan prototype sistem informasi sebaran tematik kelapa sawit yang akan dikaitkan dengan platform PLATYPUS LAPAN.

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) adalah spesies pohon palem yang ditanam secara luas di Asia Tenggara, terutama di Indonesia, Malaysia, dan Thailand. Tanaman ini merupakan tumbuhan industri sebagai bahan baku penghasil minyak masak, minyak industri, maupun bahan bakar. Minyak inti kelapa sawit diperoleh dari biji atau kernel dalam *shell mesocarp* keras yang menghasilkan sekitar 80% asam lemak jenuh (oleat) dan terutama digunakan dalam pembuatan sabun, deterjen dan perlengkapan lainnya dalam industri oleokimia (Basiron, 2007; Hartder, dkk., 1997). Menurut Chong dkk., (2017), kelapa sawit memiliki peranan yang penting dalam industri minyak yaitu dapat menggantikan kelapa sebagai sumber bahan bakunya. Minyak kelapa sawit sudah menjadi minyak sayur yang paling banyak dikonsumsi di dunia.

Budidaya kelapa sawit di negara-negara tropis meningkat pesat karena produksi kelapa sawit adalah faktor ekonomi yang utama (Koh dan Wilcove 2008). Minyak kelapa sawit dinilai sebagai komponen penting bagi perekonomian negara-negara penghasil minyak sawit yang dapat mempercepat laju pembangunan ekonomi regional di negara tersebut khususnya Indonesia. Di Indonesia, pengembangan komoditas ekspor kelapa sawit terus meningkat dari tahun ke tahun, terlihat dari rata-rata laju pertumbuhan luas areal kelapa sawit selama 2004 - 2014 sebesar 7,67%. Berdasarkan Regnskogfondet (2015), Industri minyak sawit di Indonesia memberikan kontribusi sekitar 3% terhadap PDB nasional sebagai sumber penting devisa, dan di beberapa daerah komoditas ini menjadi sumber pendapatan pajak yang signifikan.

Indonesia bersama Malaysia memenuhi 85% pangsa pasar *Crude Palm Oil* (CPO) dunia. Indonesia merupakan produsen terbesar minyak sawit dunia dengan total produksi sebesar 124 juta MT dengan pertumbuhan pertahun mencapai 4,0% (USDA, 2016). Di Indonesia, pengembangan produksi CPO meningkat sebesar 5,39% hingga 8,42% per tahun. Produksi CPO terbesar terletak di Provinsi Riau dengan sekitar 23,44% dari total produksi Indonesia. Bahkan Indonesia terus mengalami peningkatan proporsi rata-rata ekspor CPO sebesar 0,63% (BPS, 2017). Jika dilihat dari sisi kinerja ekspor dunia, kenaikan nilai ekspor CPO tidak besar. Menurut Ernawati dan Saptia (2013), kinerja ekspor CPO Indonesia lebih rendah dari Malaysia dan Thailand. Bahkan, kinerja Indonesia hanya setingkat dengan Columbia yang memiliki indeks *Revealed Comparative Advantage* (RCA) sekitar 0,98, sementara Malaysia memiliki indeks RCA 1,04. Hal ini konsisten dengan pengajuan Direktorat Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) walaupun dari tahun ke tahun produksi minyak sawit terus meningkat, tetapi produktivitas minyak sawit masih

relatif rendah antara 15% hingga 35% atau masih di bawah potensi produktivitas (Sri Mas Sari, 2017). Hal ini menunjukkan bahwa daya saing produk CPO Indonesia di pasar dunia lebih rendah dari Malaysia. Maka tantangan negara Indonesia saat ini adalah mengoptimalkan daya saing untuk memperoleh nilai tambah (*added value*) yang maksimal bagi pembangunan ekonomi nasional melalui kelapa sawit.

Dengan ketersediaan lahan dan iklim yang mendukung, Indonesia berpeluang besar untuk mengoptimalkan hal tersebut. Hal ini selaras dengan Peraturan Menteri Pertanian Nomor: 19 tahun 2011 yang mendukung adanya pengembangan perkebunan kelapa sawit berkelanjutan sebagai bagian dari pembangunan ekonomi untuk meningkatkan pendapatan masyarakat, meningkatkan penerimaan negara, meningkatkan devisa negara, menyediakan lapangan kerja dan meningkatkan produktivitas. Namun, permasalahan yang sering di hadapi dalam tata kelola perkebunan sawit berkelanjutan adalah terbatasnya data, informasi, ilmu pengetahuan dan teknologi untuk mendukung pemanfaatan yang lestari, perlindungan dan rehabilitasi perkebunan kelapa sawit. Oleh sebab itu, distribusi geografis (tutupan lahan) kelapa sawit adalah hal yang penting dan mutlak dilakukan (Loong dkk., 2017).

Berdasarkan buku statistik komoditas kelapa sawit terbitan Ditjen Perkebunan, pada Tahun 2014 luas areal kelapa sawit mencapai 10,9 juta Ha dengan produksi 29,3 juta ton CPO. Luas areal menurut status pengusahaannya milik rakyat (Perkebunan Rakyat) seluas 4,55 juta Ha atau 41,55% dari total luas areal, milik negara (PTPN) seluas 0,75 juta Ha atau 6,83% dari total luas areal, milik swasta seluas 5,66 juta Ha atau 51,62%, swasta terbagi menjadi 2 (dua) yaitu swasta asing seluas 0,17 juta Ha atau 1,54% dan sisanya lokal. Luasnya lahan perkebunan kelapa sawit di Indonesia, memerlukan suatu teknologi dalam melakukan pemetaannya.

Survei terestris merupakan pendekatan penyedia data spasial yang sering digunakan untuk mengkaji tanaman pertanian, namun memiliki kelemahan yaitu jangka waktu yang relatif lama dan biaya yang besar (Setyowati, 2015). Perkembangan teknologi yang berkembang pesat pada era globalisasi ini memungkinkan penerapan metode pengindraan jauh untuk memenuhi data sebaran kelapa sawit (Lu dkk., 1997; LeBoeuf, 2000) karena dapat meningkatkan efisiensi perkebunan, meningkatkan profitabilitas, dan mendorong inovasi teknologi lebih lanjut. Pemanfaatan pengindraan jauh juga dapat memberikan informasi mengenai perencanaan lahan dengan biaya yang relatif murah (Franklin dkk., 2000) dan berkontribusi secara signifikan terhadap pemetaan lahan melalui hubungan antara reflektansi dan struktur vegetasi (Roy dkk., 1985; Moran dkk., 1997). Umumnya teknik klasifikasi berperan besar dalam penggalian informasi tersebut.

Pemanfaatan citra penginderaan jauh untuk klasifikasi dan identifikasi tanaman kelapa sawit telah banyak dilakukan, di antaranya: Noon I. K. dkk. (2014), melakukan penelitian tentang klasifikasi area kelapa sawit dengan pendekatan metode Support Vector Machine (SVM) dan Maximum Likelihood, Rakhmawati (2012), menganalisis tutupan lahan melalui citra Landsat, membangun model hubungan antara biomass atas permukaan dengan indeks vegetasi. Setyowati (2015), melakukan penelitian tentang analisis mengetahui seberapa akurat penggunaan citra SPOT-6 untuk mengenali dan mengestimasi produksi kelapa sawit dan menentukan parameter yang berpengaruh dalam produksi dan membuat model estimasi produksi kelapa sawit. Hadi (2016), melakukan penelitian tentang pemanfaatan citra penginderaan jauh Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) untuk pemetaan Leaf Area Index (LAI) umur tanam kelapa sawit dengan menggunakan metode Infrared Index.

Kebanyakan penelitian sebelumnya hanya sebatas pemetaan distribusi kelapa sawit untuk area lokal, masih sedikit penelitian mengenai distribusi kelapa sawit untuk area regional seperti Indonesia. Penelitian sebelumnya juga menghasilkan metode dan tingkat ketelitian bermacam-macam. Khususnya di Indonesia yang mempunyai kelapa sawit dengan area yang luas diperlukan metode yang spesifik, bisa dijadikan standar dan terbaik sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Di Indonesia, pembangunan dan penyebaran informasi tutupan lahan telah diamanatkan dalam UU No. 4/2011 tentang Informasi Geospasial, Undang-undang ini dibentuk untuk menjamin ketersediaan dan akses informasi geospasial dan mendorong penggunaan informasi geospasial dalam kegiatan pemerintahan dan kehidupan sehari-hari masyarakat. Dalam pelaksanaannya perguruan tinggi merupakan salah satu mitra dalam penyelenggaraan Infrastruktur Data Spasial Nasional (IDSN) yang mendukung implementasi UU No. 4/2011. Selain itu UU No. 21/2013 tentang Keantariksaan mengamanatkan LAPAN untuk membuat standard dan prosedur dalam pengolahan data citra satelit khususnya untuk perkebunan kelapa sawit.

1.2 . Rumusan Masalah dan Hipotesis Solusi

Berdasarkan data Kementrian Pertanian Republik Indonesia (2019) menginformasikan bahwa devisa yang diperoleh dari sawit menurun hingga 20%, hal ini dikarenakan banyaknya tanaman tua yang kurang produktif dan juga banyak tanaman yang terkena penyakit. Oleh karena itu untuk meningkatkan produktivitas sawit Presiden Republik Indonesia memberikan intruksi Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 dimana salah satu aksinya untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional adalah melalui penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur. Saat ini penguatan data merujuk pada penyelenggaraan informasi geospasial tematik (IGT) tutupan lahan perkebunan kelapa

sawit yang dituangkan berdasarkan Keputusan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 833/KPTS/SR.020/M/12/2019, namun penyelenggaraan IGT ini masih banyak kendala. Perlu adanya percepatan dengan teknologi yang tepat agar Intruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 benar benar terwujud dengan baik. Teknologi yang saat ini berkembang untuk mendapatkan data dan informasi cepat perkebunan kelapa sawit dengan area yang luas adalah menggunakan teknologi satelit. Sesuai dengan UU No. 21/2013 LAPAN diamanatkan untuk membuat standard dan prosedur dalam pengolahan data citra satelit khususnya untuk kelapa sawit. Dikarenakan kebutuhan yang sangat mendesak mengenai data dan informasi perkebunan kelapa sawit berdasarkan satelit penginderaan jauh oleh karena itu Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Institut Teknologi Nasional (LPPM-ITENAS) merasa berkewajiban untuk membantu tatakelola perkebunan kelapa sawit ini dengan menggunakan teknologi pemetaan terkini berbasis satelit dan juga meningkatkan sumber daya manusia di pemerintah pusat dan daerah yang berhubungan langsung dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit melalui Pengembangan Monitoring Perkebunan Kelapa Sawit Berbasis Citra Satelit Pengindraan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional Berkelanjutan.

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat dirancang data dan informasi spasial yang dapat dipercaya, sehingga arah dan strategi kebijakan menuju industri sawit Indonesia yang lestari akan terbangun. Selain menjadi basis keputusan yang diambil dalam pemetaan kebun sawit secara akurat, juga mampu mengungkapkan potensi ekonomi sebenarnya dari industri sawit bagi pendapatan negara.

1.3 State of The Art dan Keterbaruan

Penginderaan jauh Teknologi satelit menggunakan teknik optik dan radar telah berhasil digunakan dalam berbagai aplikasi yang terkait dengan studi sumber daya bumi dan pemantauan lingkungan. Beberapa manfaat dari teknik ini adalah efektivitas biaya, cakupan luas, akuisisi data dekat waktu nyata dan kemampuan perekaman berulang dengan waktu reguler. Penginderaan jauh memiliki potensi signifikan untuk membantu pemantauan kelapa sawit dan prediksi potensi perkebunan kelapa sawit. Menurut beberapa penelitian yang telah dilakukan di bidang pertanian dan perkebunan, teknologi penginderaan jauh mampu memberikan perkiraan hasil yang akurat dari penurunan hubungan antara karakter spekspektral dan indeks vegetasi dalam bentuk penutup kanopi dengan memanfaatkan pantulan gelombang visual merah, hijau, panjang gelombang biru dan inframerah.

Idrus (1998) melakukan penelitian mengenai estimasi produksi kelapa sawit di Sumatera Utara. Pengaruh umur tegakan terhadap nilai kecerahan dan estimasi produktivitasnya pada data digital SPOT serta citra hasil transformasi indeks vegetasi didapat dari pengolahan citra digital multispectral dan indeks vegetasi ditambah dengan data lapangan. Penggunaan analisis statistik yakni persamaan regresi power law dan regresi parabola kuadratik. Korelasi hubungan nilai kecerahan dengan usia tegakan pada citra SPOT saluran tunggal yakni <0.05 . Citra indeks vegetasi NDVI memiliki korelasi terbaik dan uji signifikansi citra SPOT saluran tunggal merah memiliki tingkat kepercayaan 95% dan citra indeks vegetasi memiliki tingkat kepercayaan 98% sehingga citra indeks vegetasi dapat digunakan untuk pembuatan citra atau peta kelompok umur tegakan dan produktivitas tegakan kelapa sawit.

Pada tahun 2002, Noerdin (2002) mengidentifikasi umur tanaman dan Biomassa menggunakan teknologi AIRSAR. Studi ini dilakukan di perkebunan kelapa sawit di Tapah, Malaysia. Penelitian ini berfokus pada dua aplikasi utama. Pertama, pengambilan biomassa kelapa sawit dengan membangun hubungan empiris antara koefisien *backscatter* dan estimasi biomassa berdasarkan model serta data tanah. Kedua, pemetaan perkebunan kelapa sawit berdasarkan umur dengan menggunakan algoritma segmentasi dan klasifikasi. Hasil dari penelitian ini adalah data multi-polarisasi dan multi-frekuensi AIRSAR dapat digunakan untuk memantau produksi dan distribusi biomassa kelapa sawit di Malaysia berdasarkan usia. Pengembangan model estimasi umur tanaman kelapa sawit menggunakan data Landsat TM juga dilakukan oleh Sitoms, (2004). Menurut sitoms (2004), masa pertumbuhan kelapa sawit akan mengalami perubahan fisik yang dapat dimonitor melalui penginderaan jauh karena kelapa sawit memiliki pola yang teratur. Jansen Sitorus (2004) menyatakan bahwa usia tanaman kelapa sawit dapat diprediksi dengan NDVI yang berasal dari data Landsat. Selain itu, indeks spektral IRI (InfraRed Index) dan MIRI (Midle Infrared Index) signifikan dalam menentukan usia kelapa sawit, sedangkan RVI (Ratio Vegetation Index) adalah parameter yang tidak dapat digunakan dalam memprediksi usia kelapa sawit.

Pada tahun 2005, Nanik dkk., (2005) melakukan penelitian untuk mengetahui sektor perkebunan kelapa sawit di kabupaten Rokan Hilir - provinsi Riau. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Integrasi Sistem Informasi Geografi (SIG) dan penginderaan jauh untuk sumber daya persediaan perkebunan. Citra satelit yang digunakan adalah Landsat 7 ETM. Hasil dari penelitian ini adalah luas potensi tanaman komoditas kelapa sawit 637.172,15 hektar. Kesimpulannya, Landsat 7 ETM mampu mengklasifikasikan tanah di berbagai daerah di Kabupaten Rokan Hilir, Riau. Menurut hasil ada 4 jenis klasifikasi tanah, yaitu tanah yang cocok (S1) untuk tanaman kelapa sawit, tanah yang cocok (S2) untuk perkebunan kelapa sawit, tanah bersyarat yang memadai (S3) untuk minyak sawit dan tanah tidak cocok (N) untuk perkebunan kelapa sawit. Hasil

perhitungan NDVI menunjukkan bahwa kerapatan vegetasi di Kabupaten Rokan Hilir dikelompokkan menjadi 3 kelas, yaitu kerapatan langka, kerapatan sedang dan kerapatan tinggi. Harintaka dkk., (2007) mendeteksi lokasi, distribusi, dan luas perkebunan kelapa sawit di Kota Bengkulu dari citra satelit Landsat 7 ETM +.

Pemetaan pohon kelapa sawit pernah dilakukan oleh Zulhaidi dan Nasrulhapiza (2009) pada tahun 2009 menggunakan Airbone hyperspectral. Airborne dapat memberikan data sesuai dengan kebutuhan pengguna dan memiliki kemampuan membedakan tanaman sehat dan taman yang terkena penyakit dengan hasil lebih baik dibandingkan citra multispektral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa data yang diperoleh dari teknologi airborne hyperspectral memiliki tingkat akurasi antara 73-84%. Akurasi tertinggi dicapai dengan menggunakan teknik interpolasi lathangian dengan akurasi keseluruhan sebesar 84%. Pada tahun yang sama, Kamaruzaman Jusoff (2009) juga melakukan penelitian tentang karakteristik kematangan perkebunan kelapa sawit menggunakan teknik hiperspektral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknologi penginderaan jauh dari airborne hyperspectral memberikan akurasi sebesar 93,33%, hal ini mencerminkan bahwa sensor hyperspectral menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan sistem sensor optik multi-band dalam memetakan kematangan kelapa sawit kelapa sawit.

Pemanfaatan hiperspektral masih terus dilakukan oleh Camille C. D. Lelong dkk., (2010) untuk membantu mendeteksi penyakit secara efisien. Namun penelitian ini berfokus pada kalibrasi model statistik diskriminasi antara beberapa tahap serangan *Ganoderma* pada pohon-pohon palem berdasarkan citra hiperspektral. Turunan dari algoritma ini memungkinkan klasifikasi kelapa sawit dalam 4 level tipologi, berdasarkan tingkat keparahan penyakit dari tahap yang sehat hingga kritis, dengan kinerja keseluruhan mendekati 94%. Model ini juga dapat membedakan penyakit dari pohon yang sehat dengan tingkat kepercayaan hampir 98%. Di tahun yang sama, Santoso (2010) juga melakukan penelitian deteksi dan pemetaan penyakit pada tanaman kelapa sawit menggunakan Citra Quickbird untuk mendeteksi penyakit dan juga pola penyakit busuk pada batang basal di Sumatera Utara. Penggunaan enam macam indeks vegetasi yang diaplikasikan pada band visible (λ : 450-695 nm) dan juga infra merah dekat (λ : 760-890 nm) digunakan untuk mengidentifikasi tanaman yang terjangkit penyakit tersebut. Akurasi segmentasi tanaman kelapa sawit yang terinfeksi sebesar 84% dan akurasi pemetaan sebesar 96%. Pola spasial penyakit yang dapat dipetakan yakni pola sporadis pada tanaman kelapa sawit yang lebih tua dan pola dendritik pada tanaman kelapa sawit yang muda dengan tingkat infeksi sedang hingga rendah. Penggunaan indeks vegetasi yang berbeda akan menghasilkan variasi hasil yang berbeda. Transformasi ARVI dan GBNDVI memiliki akurasi 67% (tanaman usia 21 tahun, infeksi penyakit tinggi). Transformasi SR memiliki akurasi 62% (tanaman usia 10 tahun, infeksi sedang). Transformasi GBNDVI memiliki akurasi 59% (tanaman usia 10

tahun, infeksi rendah) dan pada umur 15- 18 tahun semua indeks menunjukkan akurasi yang lemah untuk identifikasi penyakit tanaman kelapa sawit.

Pada tahun 2011, Alexandra C. Morel (2011) mengintegrasikan data penginderaan jauh dan data lapangan untuk mengukur kuantitas dan distribusi spasial cadangan karbon di hutan dan perkebunan, di Sabah, Malaysia. Data lapangan diintegrasikan dengan citra ALOS PALSAR (*Advanced Land mengamati Satelit Fase Array L-band Radar Aperture Sintetis*) digunakan untuk membedakan minyak kelapa sawit dari hutan, dengan akurasi 97,0%. Di tahun yang sama, Lanju Gandhrum dan Chen (2011) berhasil memanfaatkan informasi tekstur untuk klasifikasi kelapa sawit menggunakan citra FORMOSAT-2. Dalam penelitian mereka, klasifikasi citra menggunakan teknik klasifikasi terawasi *Maximum Likelihood*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan klasifikasi citra saluran multispektral adalah 66,4%, sedangkan akurasi keseluruhan klasifikasi citra kombinasi saluran multispektral dengan informasi tekstur mencapai 76,8%. Dapat disimpulkan bahwa penambahan informasi tekstur pada saluran multispektral dapat meningkatkan hasil klasifikasi sebesar 10,4%.

Klasifikasi Tandan Buah Segar (TBS) merupakan faktor penting dalam menentukan kualitas produksi minyak sawit. Perubahan warna dan biokimia dapat diamati dengan memanfaatkan pemantulan spektral buah seperti yang dilakukan oleh Osama Mohammed Ben Saeed dkk., (2012). Mereka melakukan evaluasi sistem sensor optik yang terdiri dari empat band spektral 570, 670, 750, dan 870 nm, untuk mendeteksi kematangan tandan buah sawit. Akurasi klasifikasi rata-rata kelas tandan buah sawit (belum matang, matang, dan terlalu matang) juga lebih tinggi dari 80%. Menurut penelitian Priske dkk., (2012) dan Anita Priyani (2013) Lidar dapat mendeteksi pohon tunggal secara otomatis dan dapat mengestimasi volume pohon di suatu daerah yang dilengkapi dengan informasi tinggi dan lebar diameter kanopi setiap pohon. Tingkat akurasi penggunaan teknologi Lidar dalam penelitian ini adalah 93% dengan perkiraan kesalahan 7% untuk area seluas 20 Ha. Studi lain dilakukan oleh Kasturi Devi, dkk., (2012), mengestimasi LAI dan fPAR di perkebunan kelapa sawit Malaysia menggunakan teknik penginderaan jauh. LAI dan fPAR adalah variabel kunci untuk mengestimasi produktivitas ekosistem yang diperoleh yang digunakan untuk mengidentifikasi karbon dan perubahan iklim. Studi ini adalah estimasi LAI dan fPAR pertama di Malaysia menggunakan teknik penginderaan jauh.

Jansen Sitorus, dkk., (2013) mengevaluasi metode yang dapat memantau perluasan area perkebunan kelapa sawit dan menunjukkan waktu tanam dengan menentukan usia perkebunan kelapa sawit menggunakan citra SPOT 6. Metode yang digunakan adalah klasifikasi berdasarkan analisis tekstur. Kombinasi parameter tekstur dievaluasi dalam analisis tekstur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi menggunakan 8 tekstur kernel dengan 21 menjadi yang tertinggi dibandingkan dengan kombinasi

parameter tekstur dan kernel yang lebih kecil. Jadi, dapat disimpulkan bahwa citra SPOT 6 sangat efektif dalam mendeteksi vegetasi dan usia kelapa sawit. Grefie Dwinita (2013) menganalisis kemampuan data penginderaan jauh dalam mengidentifikasi minyak sawit dan mengestimasi produksi minyak sawit melalui analisis citra penginderaan jauh menggunakan SPOT 5. Metode yang digunakan dalam perhitungan penelitian ini adalah transformasi indeks. Sedangkan, algoritma yang digunakan dalam indeks transformasi vegetasi adalah NDVI, GNDVI, dan SAVI. Hasil pemodelan yang dihasilkan menghasilkan gambar produktivitas minyak sawit di mana setiap piksel menyatakan jumlah produktivitas. Jadi dapat disimpulkan bahwa, jumlah produktivitas kelapa sawit dapat diketahui dengan mengalikan luasnya dan nilai produksi masing-masing piksel.

Pada studi lain, uji *Spectral Separability* dilakukan menggunakan *Bhattacharyya Distance* untuk mengetahui keterpisahan terkuat melalui uji statistik untuk identifikasi kelapa sawit. Terlihat bahwa spektrum panjang *band red* (band-3), *band near infrared* (band-4), dan *band mid infrared* (band-5) Landsat 7 ETM dapat mengidentifikasi kelapa sawit. Hal ini disebabkan karena penyerapan klorofil yang kuat pada *band red* dan penyerapan air yang kuat pada *band infrared* (Nooni dkk., 2014). Di tahun yang sama, Wiratmoko (2014) melakukan penelitian estimasi produksi tanaman kelapa sawit di Sumatera Utara menggunakan citra WORLD VIEW-2. Regresi dilakukan dengan nilai indeks masing-masing transformasi dengan parameter pengaruh produksi kelapa sawit yakni umur, persen kandungan liat, leaf area index, indeks kesuburan tanah, ketinggian tempat, keseimbangan air, jumlah pohon, serta produksi lapangan. Estimasi produksi kelapa sawit dengan menggunakan transformasi indeks vegetasi RENDVI dan CIRE merupakan transformasi terbaik yang dapat digunakan dengan akurasi 90.2% - 99.9%.

Penginderaan jauh gelombang mikro, sebagai bentuk penginderaan jauh aktif, mampu memberikan pencitraan yang bebas dari kondisi cuaca atau siang hari dengan menghasilkan iradiasi sendiri dengan kemampuan menembus permukaan. Ini memberikan solusi pada penginderaan jauh optik, yang merupakan hambatan umum, terutama di negara-negara tropis di mana kelapa sawit sebagian besar ditanam. Gelombang mikro yang lebih panjang memiliki daya penetrasi yang lebih tinggi. Selain itu, informasi tekstur target yang diterangi dapat dikumpulkan dengan mengukur piksel tetangga. Informasi ini dapat digunakan untuk membedakan permukaan halus (misalnya air, tanah) dari permukaan kasar (misalnya semak, pohon) dengan mengacu pada panjang gelombang radar (Daliman et al., 2014). Oleh karena itu, L-band (pada panjang gelombang 30-15 cm) dianggap paling efisien dalam memetakan vegetasi hutan dan kelapa sawit karena dapat menembus kanopi pohon dan memberikan informasi tentang struktur sub-kanopi (Teng et al., 2014; Ibharm et al., 2015).

Safira dkk., (2015) dalam penelitiannya membuktikan bahwa dinamika penggunaan lahan dan pengembangan perkebunan kelapa sawit di Kalimantan Barat dari tahun 1990 hingga 2013 dapat dipantau melalui teknologi geospasial yaitu citra satelit Landsat. Data penginderaan jauh seperti citra satelit sangat berguna dalam mengamati perubahan dalam penggunaan lahan atau penutupan. Penelitian ini menggunakan kombinasi teknologi penginderaan jauh dan Sistem Informasi Geografis (SIG) dalam mengidentifikasi perubahan dalam penggunaan lahan atau penutupan di Kalimantan Barat. Teknologi penginderaan jauh dapat menghasilkan peta yang akurat untuk memantau perubahan penggunaan lahan yang dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam manajemen untuk perencanaan regional. Pemanfaatan integrasi pengindraan jauh juga dilakukan oleh Lissa Fajri dan Ryota Naghasawa (2015). Dalam penelitiannya, mereka deteksi perkebunan kelapa sawit di Simpang Pematang, Kabupaten Mesuji, Provinsi Lampung dengan menggunakan ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*). Mereka berhasil mengintegrasikan data radar dan sensor optik dari satelit ALOS menggunakan metode analisis tekstur. Kesimpulannya adalah citra PALSAR (*Phased Array tipe Synthetic Aperture Radar*) mampu mengidentifikasi dan memetakan perkebunan kelapa sawit di daerah berawan. Di tahun yang sama, Ita Carolita dkk., (2015) menganalisis usia penanaman kelapa sawit menggunakan SPOT 6 dengan metode analisis NDVI dan analisis regresi untuk mendapatkan model dari profil pertumbuhan minyak kelapa sawit. Formula ini dapat digunakan untuk memprediksi umur minyak kelapa sawit untuk rata-rata 4 hingga 11 tahun dengan akurasi 89%. Di tahun yang sama, Heratania (2011) meneliti kemampuan citra SPOT 6 untuk mengenali dan mengestimasi produksi tanaman kelapa sawit dan untuk mengetahui variasi estimasi hasil produksi dari masing-masing model estimasi. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah NDVI, MSAVI2, PANNDVI dan analisis regresi dengan gambar SPOT 6. Penelitian ini menghasilkan estimasi akurat produksi untuk NDVI 83,3%, ARVI 78,8%, MSAVI2 78,0% dan PANNDVI 80,7%. Dapat disimpulkan bahwa hasil analisis estimasi produksi menggunakan transformasi NDVI memiliki nilai akurasi tertinggi. Hasil akhir dari penelitian ini adalah pemetaan estimasi produktivitas kelapa sawit dengan berbagai transformasi indeks vegetasi.

Integrasi pengindraan jauh masih terus dilakukan oleh peneliti salah satunya adalah Yuqi Cheng dkk., (2016). Dalam penelitiannya, mereka berhasil menggabungkan teknologi Landsat dan PALSAR dan berhasil memetakan perkebunan kelapa sawit. PALSAR memiliki karakteristik data optik bebas-awan yang sangat berguna untuk mendeteksi pertumbuhan tanaman kelapa sawit. Metode yang digunakan adalah klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* dan pengelompokan *Mahalanobis Distance (MD)* untuk mengklasifikasikan Landsat, PALSAR. Data Landsat dan PALSAR digabungkan (Landsat + PALSAR) untuk dua lokasi di Semenanjung Malaysia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi Landsat + PALSAR lebih baik daripada akurasi Landsat dan PALSAR. Darmawan dkk., (2016) juga memanfaatkan citra ALOS PALSAR dalam penelitiannya.

Mereka melakukan penelitian tentang investigasi hubungan usia dan hasil TBS kelapa sawit. Hasil penelitian menunjukkan hubungan antara HH, HV dan umur kelapa sawit yaitu R^2 0,63 untuk HH dan 0,42 untuk HV yang menunjukkan peningkatan usia kelapa sawit seiring meningkatnya nilai HH dan HV. Pada tahun yang sama, Setyowati (2016) menunjukkan bahwa citra SPOT-6 juga mampu mengidentifikasi dan memetakan penggunaan lahan di perkebunan kelapa sawit dengan tingkat akurasi tinggi 96% dengan klasifikasi multispektral terbaik dari transformasi ARVI.

Pada tahun 2017, Heratania, dkk., (2017) melakukan penelitian lebih lanjut tentang efektivitas penekanan transformasi indeks vegetasi pada efek atmosferik berdasarkan citra SPOT 6 untuk estimasi produksi minyak sawit. Metode yang digunakan untuk memproses data citra SPOT 6 adalah *Ratio Vegetation Index* (RVI), *Indeks Atmospheric Ratio Vegetation Index* (ARVI) dan *Indeks Visible Atmospherically Resistant Index* (VARI) untuk mengestimasi produksi minyak kelapa sawit menggunakan citra SPOT 6. Hasil menunjukkan bahwa estimasi produksi menggunakan metode RVI memiliki tingkat akurasi 77,9%, transformasi ARVI 78,8% dan transformasi VARI sebesar 81,2%. Arief Ika Uktoro (2017) menganalisis citra drone untuk memantau kesehatan tanaman kelapa sawit. Studi ini mengkaji dan menganalisis hubungan antara sensor drone yang terlihat dan inframerah dengan pabrik kelapa sawit agar mudah memantau tingkat kesehatan tanaman dengan biaya yang efisien. Metode yang digunakan adalah melakukan pemotretan pada blok kelapa sawit menggunakan drone dengan sensor inframerah. Hasil foto-foto itu kemudian digunakan untuk analisis area kanopi pada tanaman sawit. Persentase ketinggian pantulan inframerah menunjukkan jumlah zat hijau atau klorofil dalam tanaman dan dianggap tanaman yang lebih sehat. Analisis indeks vegetasi dihitung menggunakan NDVI dengan asumsi bahwa tanaman yang sehat akan menunjukkan proses fotosintesis aktif dan peningkatan nilai NDVI, dan sebaliknya. Kedua analisis akan menghasilkan peta kesehatan minyak kelapa sawit.

Pada tahun 2018, Puttinaovarat dan Horkaew (2018) mengidentifikasi sebaran kelapa sawit menggunakan *Google Earth Engine*. Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah THEOS (*Thaicotes Satellite Images*) yang kemudian diklasifikasikan dengan berbagai metode yaitu K-Means dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari penelitian ini adalah SVM adalah algoritma terbaik dalam mengidentifikasi kelapa sawit dengan akurasi sebesar 92,98%. Studi lain dilakukan oleh Freudenberg dkk., (2019). Mereka mengidentifikasi kelapa sawit menggunakan citra satelit resolusi tinggi (CSRT) pada skala besar. Mereka menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan tipe U-Net untuk mendeteksi minyak dan kelapa sawit pada CSRT. Metode ini diterapkan pada dua wilayah studi yang berbeda: (1) perkebunan kelapa sawit monokultur besar di Jambi, Indonesia, dan (2) kelapa sawit di Wilayah Metropolitan Bengaluru di India. Hasil menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mencapai kinerja yang sebanding kemajuan teknologi. Metode yang diusulkan

terbukti andal bahkan dalam kondisi sulit, seperti bayangan atau daerah perkotaan, dan dapat dengan mudah dipindahkan dari satu daerah ke daerah lain. Akurasi yang dihasilkan metode ini adalah sebesar 89% dan 92%.

Tabel 1.1 State of The Art Pemanfaatan Teknologi Pengindraan Jauh untuk Pengelolaan Kelapa Sawit

1998	2002	2004	2005	2007	2009	2010	2011
Analisis Digital Data SPOT Multispektral untuk Estimasi Agihan Produktivitas Kelapa Sawit di Kebun Sawit Sebrang, Sumatera Utara (Erwin Idrus, 1998)	Application of Airsar Data To Oil Palm Tree Characterization Malaysian Centre For Remote Sensing (MACRES) Malaysia (Laili Nordin. 2002)	Pengembangan Model Estimasi Umur Tanaman Sawit dengan Menggunakan Data LANDSAT-TM (Jansen Sitorus, 2004) Pengembangan Model Estimasi Umur Tanaman Sawit Menggunakan Data Landsat-TM (Sitoms, J. 2004)	Kajian Potensi & Pengembangan Perkebunan Kelapa Sawit di Kabupaten Rokan Hilir – Riau (Nanik Suryo, dkk., 2005)	Deteksi Lokasi Perkebunan Kelapa Sawit di Kota Bengkulu dari Citra Satelit Landsat 7 ETM+ Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (Harintaka, dkk., 2007)	Hyperspectral Imagery for Mapping Disease Infection in Oil Palm Plantation using Vegetation Indicates and Red Edge Technique (Helmi Zulhaidi dan Nasrulhapiza. 2009) Sustainable Management of a Matured Oil Palm Plantation in UPM Campus (Kamaruzaman Jusoff. 2009)	Evaluation of Oil Palm Fungal Disease Infestation with Canopy Hyperspectral Reflectance Data (Camille, dkk., 2010) Pemanfaatan Citra Quickbird dan Sistem Informasi Geografis (SIG) untuk Zonasi Areal Tanaman Kelapa Sawit yang Terserang Penyakit Busuk Pangkal Batang (Ganoderma boninense) (Studi Kasus di Kebun Dolok Ilir PT. Perkebunan Nusantara IV Sumatera Utara). (Santoso, 2010)	Estimating AboveGround Biomass in Forest & oil Palm Plantation in Sabah, Malaysian Barneo Using ALOIS PALSAR Data (Morel, Alexandra C, et.al, 2011) Pemanfaatan Infolinasi Tekstur untun Klasifikasi Tanaman sawit menggunakan Citra FORMOSAT-2 (Laju Gandharum & Chi Farn Chen. 2011)

2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Classification of oil palm fresh fruit bunches based on their maturity using portable four-band sensor system (Saeed, Osama Mohammed Ben. et.al, 2012) Pembentukan Model & Parameter untuk Estimasi Kelapa Sawit menggunakan Lidar (Priske Kandia, dkk., 2012) UK DAncz Satellite Data For raving Biophysical meters of oil Palm Trees in Malaysia (Kanniah, Kasturi Devi, dkk., 2012)	Pemanfaatan Teknologi Lidar Untuk Penaksiran Volume Pohon (Anita Priyani, 2013) Aplikasi Citra Penginderaan Jauh untuk Estimasi Produksi Kelapa Sawit berbasis NDVI (Perkebunan PT. Mutiara Sawit Seluma, Bengkulu) (Grefie Dwinit. 2013)	Support vector machine to map oil palm in a heterogeneous environment (Nooni dkk., 2014) Penggunaan Citra World View-2 untuk Estimasi Produksi Kelapa Sawit (Elaeis guineensis jacq) sebagai Implementasi Pertanian Presisi. (Studi di Kebun Adolina PT. Perkebunan Nusantara IV, Kabupaten Serdang Berdagai, Propinsi Sumatera Utara. (Dhimas Wiratmoko, 2014) Segmentation of Oil Palm Area Based on GLCMSVM and NDVI (Daliman dkk., 2014) A Dense Medium Microwave Backscattering Model for the Remote Sensing of Oil Palm (Teng dkk., 2014) Mapping Mangrove Changes in the Matang Mangrove Forest Using Multi Temporal Satellite Imageries (Ibrahim dkk., 2015)	Dinamika Penggunaan Lahan dan Perkembangan Perkebunan Kelapa Sawit di Kabupaten Kubu Raya dan Sanggau Tahun 1990-2013 (Safira dkk., 2015) ALOS-Sensor data integration for the detection of smallholder's oil palm plantation in Southern Sumatra, Indonesia (Lissa Fajri dan Ryota Nagasawa, 2015) Growth Profile Analysis of Oil Palm by Using SPOT6 (Ita Carolita, dkk., 2015)	Oil Palm Mapping using Landsat and PALSAR : a case study in Malaysia (Cheng, dkk., 2016.) Effectiveness of Vegetation Index Transformation for Land Use Identifying and Mapping in the Area of Oil Palm Plantation Based on SPOT-6 Imagery (Case Study: PT. Tunggal Perkasa Plantations, Air Moleh, Indragiri Hulu) (Setyowati, dkk., 2016) An investigation of age and yield of fresh fruit bunches of oil palm based on ALOS PALSAR 2 (Darmawan dkk, 2016)	Efektivitas Transformasi Indeks Vegetasi Penekan Pengaruh Atmosfer Berbasis Citra SPOT-6 untuk Estimasi Produksi Tanaman Kelapa Sawit (Elaeis Guineensis Jacq) di Sebagian Kabupaten Indragiri Hulu, Riau (Heratania Aprilia, dkk., 2017) Analisis Citra Drone untuk Memonitoring Kesehatan Tanaman Kelapa Sawit (Uktoro, Arief Ika. 2017)	Oil-Palm Plantation Identification from Satellite Images Using Google Earth Engine (Supattra Puttinaovararat#, Paramate Horkaew, 2018)	Large Scale Palm Tree Detection in High Resolution Satellite Images Using U-Net (Freudenberg dkk, 2019) Comparison of Optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in Oil Palm Monitoring, Case Study: Asahan, North Sumatera, Indonesia (Carolita, Darmawan dkk., 2019)

Berdasarkan Tabel 1.1., penelitian sebelumnya banyak hanya sebatas pemetaan distribusi kelapa sawit untuk area lokal, masih sedikit penelitian mengenai distribusi kelapa sawit untuk area regional seperti Indonesia dan informasi lainnya untuk mendukung pengelolaan perkebunan kelapa sawit. Penelitian sebelumnya juga menghasilkan metode dan tingkat ketelitian bermacam-macam. Khususnya di Indonesia yang mempunyai perkebunan kelapa sawit dengan area yang luas diperlukan metode yang spesifik, bisa dijadikan standar dan terbaik sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Di Indonesia, pembangunan dan penyebaran informasi tematik telah diamanatkan dalam UU No. 4/2011, Undang-undang ini dibentuk untuk menjamin ketersediaan dan akses informasi geospasial dan mendorong penggunaan informasi geospasial dalam kegiatan pemerintahan dan kehidupan sehari-hari masyarakat. Dalam pelaksanaannya perguruan tinggi merupakan salah satu mitra dalam penyelenggaraan Infrastruktur Data Spasial Nasional (IDSN) yang mendukung implementasi UU No. 4/2011. Selain itu informasi yang dihasilkan dengan teknologi satelit ini akan sangat membantu pengelolaan kelapa sawit seperti yang diamanatkan dalam Peraturan Menteri Pertanian Nomor 19/Permentan/OT.140/3/2011 tentang Pedoman Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Indonesia (*Indonesian Sustainable Palm Oil/ISPO*) dan Peraturan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 11/Permentan/OT.140/3/2015 Tentang Sistem Sertifikasi Kelapa Sawit Berkelanjutan Indonesia (*Indonesian Sustainable Palm Oil Certification System*).

1.4 Maksud, Tujuan, dan Sasaran Penelitian

- Maksud dari penelitian ini adalah pengembangan model/metode klasifikasi umur pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit penginderaan jauh untuk tata kelola perkebunan kelapa sawit nasional berkelanjutan yang dapat dijadikan acuan standar pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit di Indonesia
- Tujuan dari penelitian ini adalah:
 1. Mengembangkan dan mengimplementasikan model/metode standar untuk klasifikasi umur pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit penginderaan jauh
 2. Mengembangkan dan mengimplementasi klasifikasi umur pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit penginderaan jauh
 3. Terciptanya sumber daya manusia yang handal dalam pemetaan kelapa sawit di Indonesia menggunakan teknologi satelit penginderaan jauh perkebunan kelapa sawit nasional berkelanjutan
- Sasaran yang hendak dicapai dalam penelitian ini adalah Tersedianya model/metode standar untuk pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit berdasarkan umur untuk setiap kelas kesesuaian lahan, baik di lahan perkebunan milik rakyat, maupun di perkebunan industri.

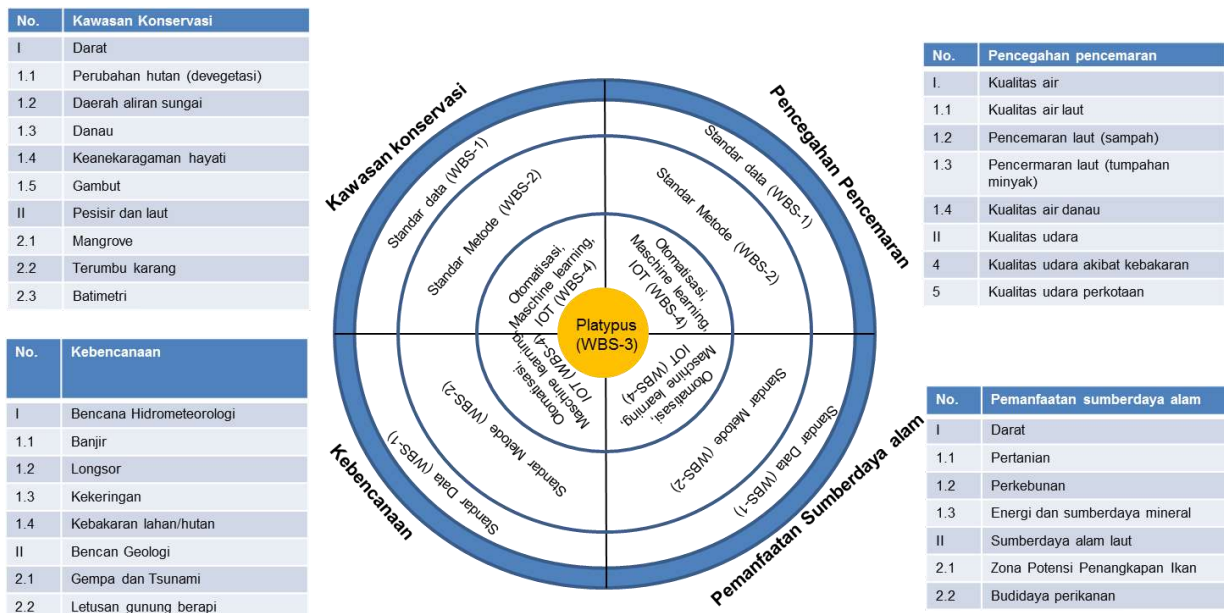
Penelitian ini akan dilaksanakan selama dua tahap (dua tahun). Tahap pertama fokus pada standarisasi/pedoman pengembangan pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit menggunakan teknologi satelit penginderaan jauh. Tahap kedua fokus mengimplementasikan model/metode standar klasifikasi umur pertumbuhan kelapa sawit yang telah dibuat dalam penelitian sebelumnya dan memvisualisasikan pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit pengindraan jauh untuk tata kelola perkebunan kelapa sawit nasional berkelanjutan yang dapat dijadikan informasi perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

BAB II DESKRIPSI PRODUK, PETA JALAN DAN NILAI STRATEGIS

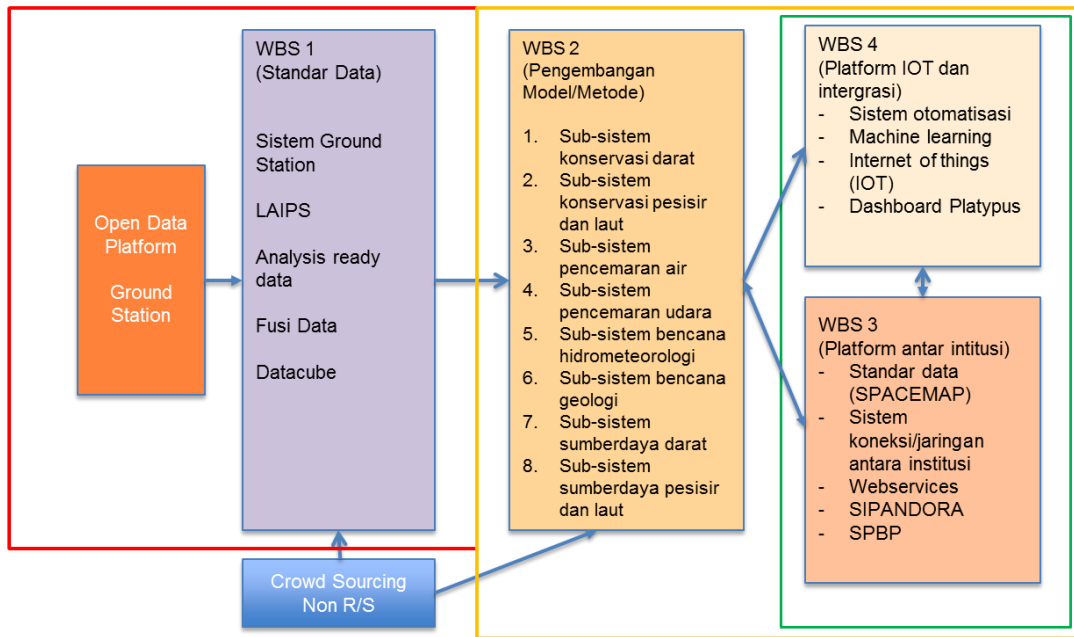
2.1 Deskripsi Produk

Riset “Pengembangan Model/Metode Standar Untuk Pertanian dan Perkebunan judul Pengembangan Model/Metode Klasifikasi Umur Pertumbuhan Perkebunan Kelapa Sawit Berbasis Citra Satelit Pengindraan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional” merupakan bagian atau *Work Based Structure 2* (WBS 2) dari program Riset Nasional yang tertuang pada peta jalan pengembangan platform digital services dalam bentuk platform antar institusi (WBS 3) dan dashboard Platypus LAPAN (WBS 4) seperti terlihat pada gambar 2.1 dan 2.2.

Dalam gambar 2.1 pengembangan model klasifikasi umur kelapa sawit termasuk dalam pemantauan sumber daya alam darat. Dimana antar WBS 1 (standard data), WBS 2 (pengembangan model/metode), WBS 3 (platform antar institusi) dan WBS 4 (platform IOT dan integrasi) saling berhubungan satu dengan lainnya, organisasi WBS dapat dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2.1 Ruang lingkup kegiatan secara keseluruhan dalam WBS



Gambar 2.2 Organisasi WBS

Produk yang akan dihasilkan pada tahun 2024 berupa platform digital service untuk sumber daya darat terutama untuk tematik informa pertumbuhan perkebunan. Pengguna dalam kegiatan in adalah kementrian perkebunan dan dinas perkebunan provinsi. Spesifikasi Produk platform digital service (PDS) memiliki TKT level 7 dalam bentuk web service. Hal ini akan tereliasisi di tahun 2024.

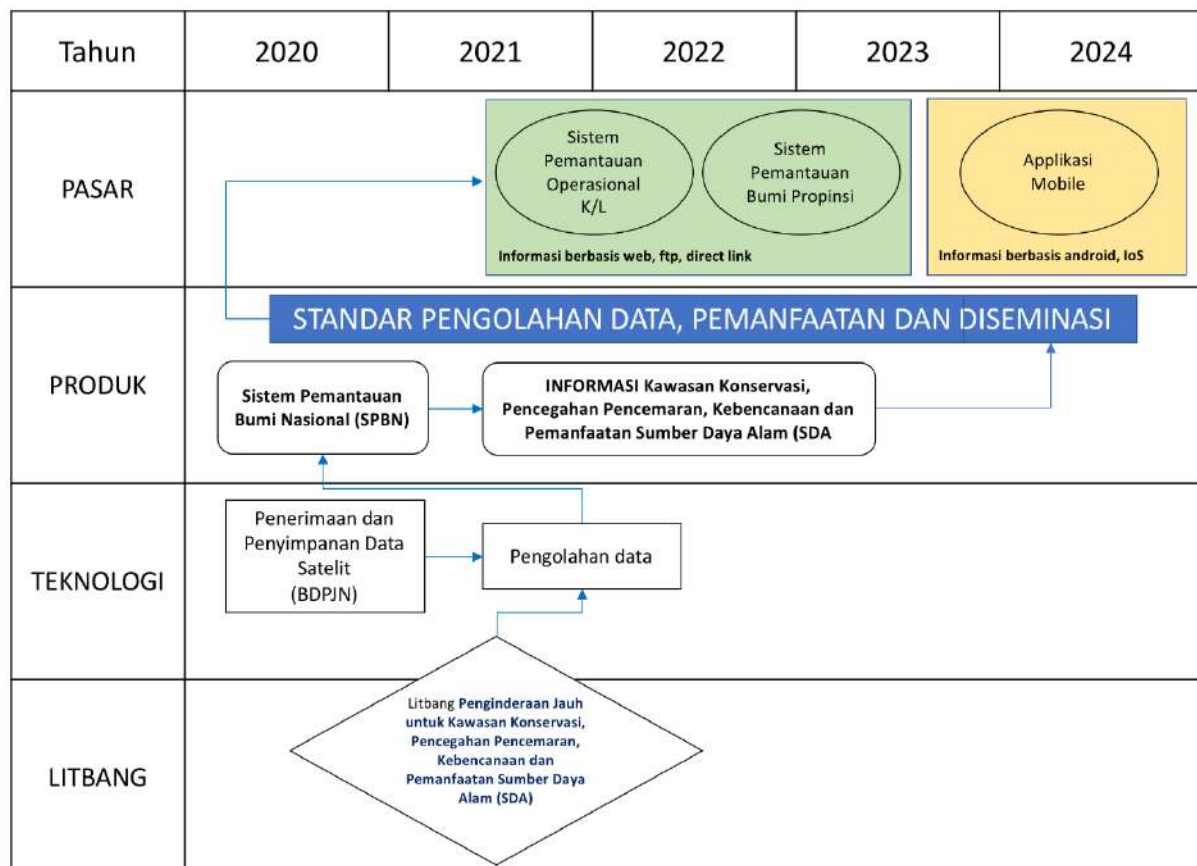
No	Platform Digital Service	Tematik Informasi dalam sistem	Update informasi	Client (pengguna informasi)	TKT	Sistem koneksi antar institusi
1	Konservasi Darat	Perubahan hutan (devegetasi) (Indonesia), Informasi DAS (15 DAS), Danau (15 DANAU)	8-harian, tahunan	KLHK, PUPR, BNPB	7	ftp, webservice, point to point akses, API
2	Konservasi pesisir dan laut	Mangrove (Indonesia), terumbu karang (Indonesia), batimetri (wilayah tertentu)	tahunan	KKP, KLHK, PUSHDROSAL	7	ftp, webservice, point to point akses, API
3	Pencemaran air	Kualitas air laut (Indonesia), pencemaran sampah (lokasi tertentu), kualitas air danau (15 Danau)	tahunan	KKP, KLHK, Kemenkomarves	7	ftp, webservice, point to point akses, API
4	Pencemaran udara	Pencemaran udara (15 kota besar di Indonesia)	harian	KLHK, PEMDA, BNPB, KEMENKES,	7	ftp, webservice, point to point akses, API
5	Bencana hidrometeorologi	Anomali cuaca/iklim, banjir, kekeringan, longsor, kebakaran lahan/hutan - Indonesia	Harian, bulanan	KLHK, BNPB, PUPR, KEMENPAR	7	ftp, webservice, point to point akses, API
6	Bencana geologi	Resiko gempa (15 Kota), Resiko Tsunami (15 Kota), Letusan gunung api (22 gunung api aktif)	Harian, tahunan	KEMENESDM, BNPB	7	ftp, webservice, point to point akses, API
7	Sumberdaya alam darat	Pertumbuhan tanaman padi dan potensi gangguan tanaman (Indonesia), Prediksi awal tanam, pertumbuhan perkebunan dan potensi gangguan (Indonesia), Potensi ESDM (Indonesia)	8 harian, tahunan	KEMENTAN, KEMENESDM	7	ftp, webservice, point to point akses, API
8	Sumberdaya Pesisir dan laut	ZPPI (Indonesia), SEMAR, Prediksi ZPPI 10 hari ke depan, budidaya rumput laut dan kerapu (Indonesia)	Harian, Tahunan	KKP, PEMDA, KEMENKOMARVES	7	ftp, webservice, point to point akses, API

Gambar 2.3 Spesifikasi akhir produk di tahun 2024.

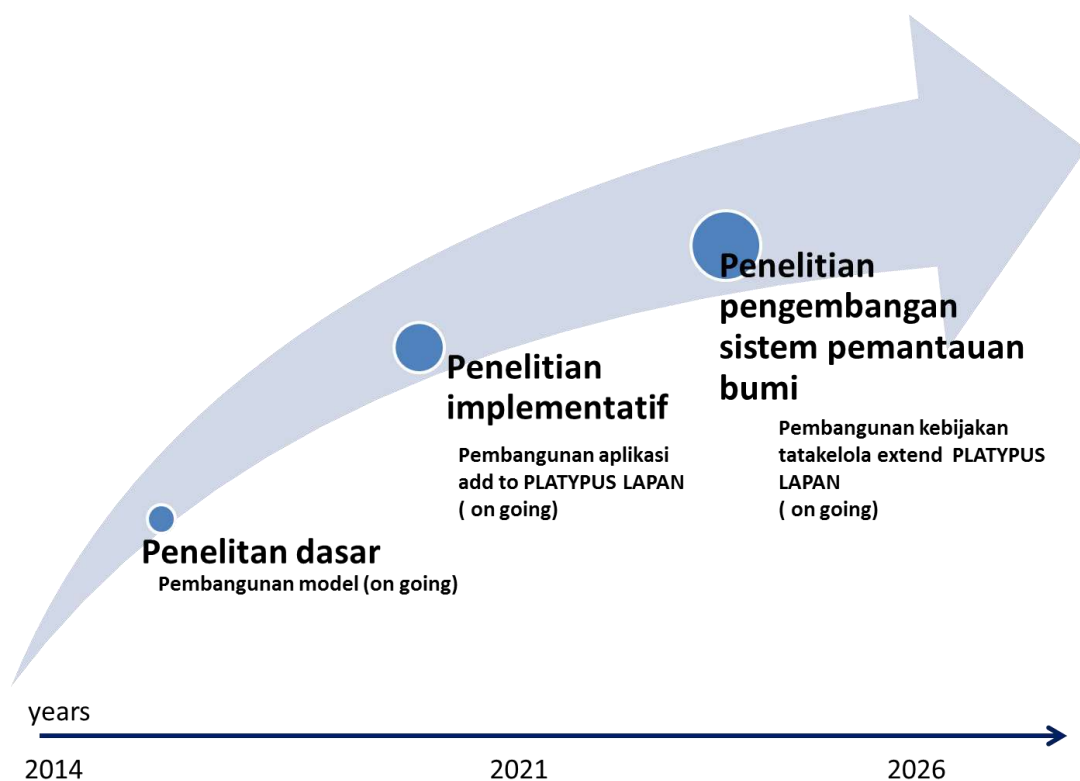
2.2 Road map penelitian

Peta jalan yang sampai tahun 2024 seperti terlihat pada gambar 2.4 dan 2.5. Seperti terlihat pada gambar 2.4, hasil akhir yang akan di dapat pada tahun 2024 sistem pemantauan bumi dalam bentuk webservice maupun android, sedangkan tahapan khusus di bidang kelapa sawit seperti terlihat pada gambar 2.4 dimana hasil akhir berupa pemantaun bumi dalam bentuk dashboard platypus.

Khususnya penelitian perkebunan kelapa sawit dimulai dari penelitian dasar, dimana awal penelitian lebih ke arah klasifikasi lahan kelapa sawit, namun khusus untuk tahun 2020 ini penelitian dimulai dengan pembangunan standar dan model umur kelapa sawit berdasarkan satelit penginderaan jauh. Tahun berikutnya yaitu tahun 2021-2022 fokus pada pengembangan visualisasi-informasi umur kelapa sawit yang akan di implementasikan juga dalam dashboard platypus. Peta Jalan secara keseluruhan untuk perkebunan kelapa sawit dalam bentuk gambar 2.5. Sedangkan rincian tabel kegiatan terlihat pada tabel 2.1.



Gambar 2.4 Peta Jalan pelaksanaan pengembangan platform digital services



Gambar 2.5 Peta jalan penelitian kelapa sawit

Tabel 2.1 Peta Jalan mendukung platform digital service PLATYPUS.

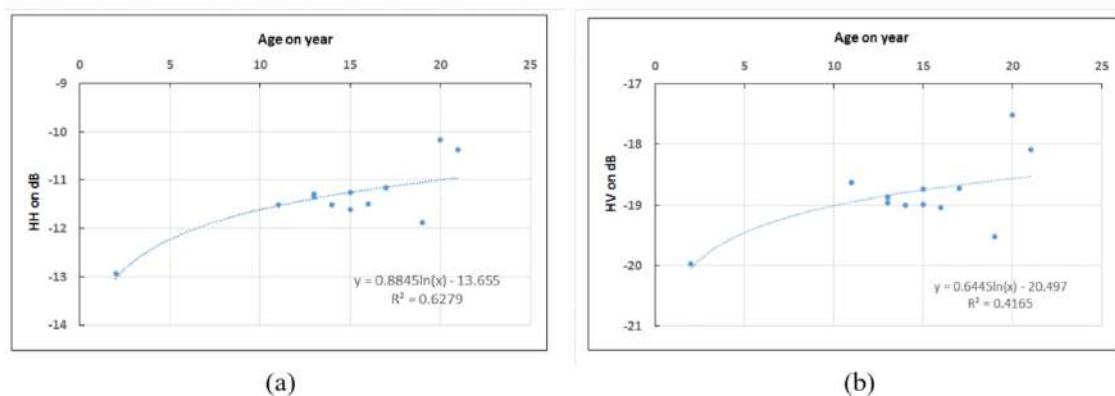
Tahun	Thema /Judul	Dana	Instansi Partner	Luaran
2015	Pemanfaatan Penginderaan Jauh untuk Klasifikasi Perkebunan Kelapa Sawit	DIPA LAPAN	LAPAN- PPKS	Model untuk klasifikasi lahan kelapa sawit Publikasi : Proceeding MAPIN
2015	The assessment of Stock carbon Monitoring of Indonesia using Remote Sensing Approach	Dana lain luar negeri	LAPAN - University of Tokyo	Publikasi: <i>Journal of remote sensing application</i>
2015	<i>Efficient oil palm management prototyping using 3D GIS for replanting</i>	Dana lain luar negeri	UPM – University of Tokyo - Itenas	Publikasi: <i>International Journal of Digital Earth</i>
2016	Pemanfaatan Penginderaan Jauh untuk Klasifikasi Perkebunan Kelapa Sawit Menggunakan data OPTIC berdasarkan umur	DIPA - LAPAN	LAPAN- PPKS- ITENAS- JAXA= CIFOR	Model klasifikasi lahan dengan data Optis berdasarkan umur Publikasi : Proceeding IJERSES

2017	Pemanfaatan Penginderaan Jauh untuk Klasifikasi Perkebunan Kelapa Sawit Menggunakan data OPTIC dan SAR berdasarkan umur	DIPA-LAPAN	LAPAN – PPKS – ITENAS – JAXA - CIFOR	Improvement Model Klasifikasi Penggunaan Lahan dengan data Optis dan SAR berdasarkan umur Publikasi : ICOIRS 2017 IGRSM
2018	Pemanfaatan Penginderaan Jauh untuk Klasifikasi Perkebunan Kelapa Menggunakan data SAR dan OPTIC berdasarkan umur	INSINAS RISTEK LAPAN DIPA	LAPAN-PPKS– ITENAS – JAXA- UI	Model Klasifikasi Penggunaan Lahan dengan data Optic dan SAR berdsarkan umur Publikasi : ICOIRS 2018 IGRSM
2019	Pemanfaatan Penginderaan Jauh untuk Informasi Klasifikasi Perkebunan Kelapa berdasarkan umur Menggunakan data OPTIC Prototype awal untuk otomatisasi pemetaan perkebunan kelapa sawit dengan GEE	DIPA LAPAN INSINAS RISTEK	LAPAN- PPKS- ITENAS- UI - WRI	Model pemetaan kelapa sawit untuk 10 propinsi di Indonesia berdasarkan umur Prototype versi 1 dengan GEE untuk otomatisasi pemetaan kelapa sawit bersarkan umur Publikasi : Buku Sawit ISBN 978-602-7235-6-0
2020	Pengembangan Model/Metode Klasifikasi Umur Pertumbuhan Perkebunan Kelapa Sawit Berbasis Citra Satelit Pengindraan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional	Brin / LPDP	ITENAS / LAPAN	• Dokumen beberapa varian model umur kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah. • Pendaftaran Hak Cipta untuk peta umur kelapa sawit sebanyak satu buah • Dokumen klasifikasi perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah • Submitted di Internasional terindeks SINTA/scopus (International Journal Geocarto-Q2) sebanyak satu buah
2021	Pengembangan Model/Metode Klasifikasi Umur Pertumbuhan Perkebunan Kelapa Sawit	Brin / LPDP	ITENAS / LAPAN	• Prototipe pemetaan kelapa sawit berbasis citra satelit

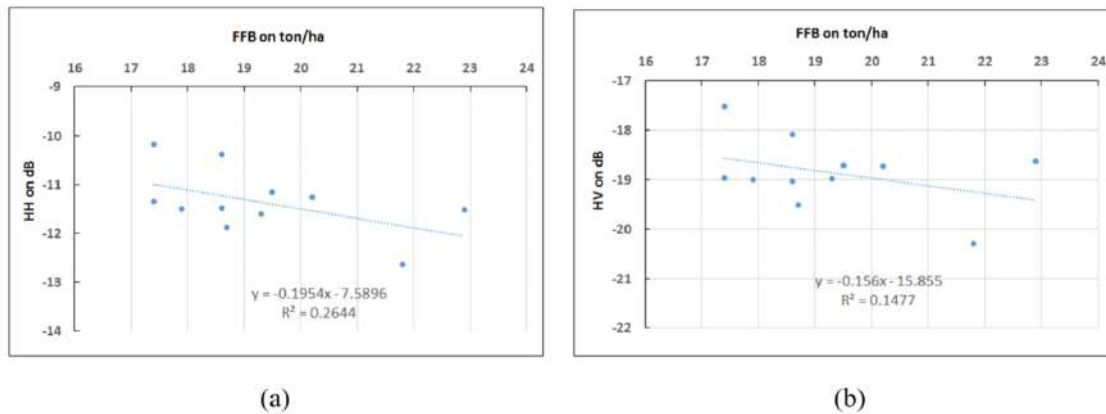
	Berbasis Citra Satelit Penginderaan Jauh Untuk Tata Kelola Perkebunan Kelapa Sawit Nasional (tahap II)			sebanyak satu buah • Dokumen pemetaan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah • Submitted di Internasional terindeks SINTA/scopus (International Journal of Remote Sensing MDPI-Q1) sebanyak satu buah
2022	Pembangunan sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh guna mendukung tata kelola sawit berkelanjutan di indonesia		ITENAS / LAPAN	• Prototipe sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh sebanyak satu buah • Dokumen pemetaan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah • Submitted di Internasional terindeks SINTA/scopus (International Journal of Remote Sensing MDPI-Q1) sebanyak satu buah
2023	Pembangunan sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh guna mendukung tata kelola sawit berkelanjutan di indonesia (II)		ITENAS / LAPAN	• Aplikasi sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh sebanyak satu buah • Dokumen pemetaan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah • Submitted di Internasional terindeks SINTA/scopus (International Journal of Remote Sensing MDPI-Q1) sebanyak satu buah
2024	Upgrading sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh guna mendukung tata		ITENAS / LAPAN	• Upgrading Aplikasi sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh

	kelola sawit berkelanjutan di indonesia			sebanyak satu buah • Dokumen sistem satu data kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah • Submitted di Internasional terindeks SINTA/scopus (International Journal of Remote Sensing MDPI-Q1) sebanyak satu buah
--	---	--	--	--

Hasil penelitian dan publikasi kami untuk membangun model umur pertumbuhan tanaman kelapa sawit berdasarkan citra Alos Palsar sebelumnya dilakukan oleh Darmawan dkk. (2016), dengan data sample 12 blok umur kelapa sawit didapat model hubungan polarisasi citra radar Alos Palsar seperti dalam gambar 2.6. Nilai korelasi dari model yang terbentuk masih dianggap belum maksimal dikarenakan variasi umur kelapa sawit hanya dari umur pertumbuhan 11 hingga 21 tahun. Dikarenakan keterbatasan sampel ini pula model estimasi produksi berdasarkan citra satelit radar Alos Palsar menghasilkan model dengan nilai korelasi yang rendah seperti terlihat pada gambar 2.7.

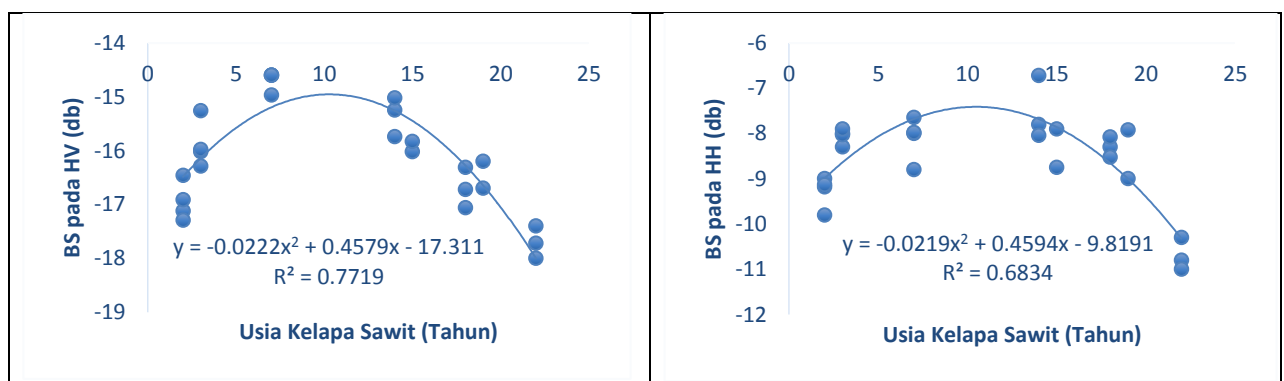


Gambar 2.6. Model hubungan umur pertumbuhan kelapa sawit dengan citra satelit radar Alos Palsar polarisasi HH dan HV



Gambar 2.7. Model hubungan produksi kelapa sawit dengan citra satelit radar Alos Palsar polarisasi HH dan HV

Penelitian lain pun untuk mendapatkan mode/metode pertumbuhan kelapa sawit menggunakan citra satelit Sentinel oleh Carolita (2019), Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai hambur balik SAR tanaman kelapa sawit meningkat dari umur 1 tahun sampai sekitar 13 tahun. Kenaikan nilai hambur balik menjadi lambat setelah melewati usia tersebut. Hasilnya menunjukkan bahwa kurva untuk setiap hubungan adalah fungsi parabola, dan hubungan tertinggi terjadi pada polarisasi HV. Dengan menggunakan data kalender tanam yang sama, diperoleh model pertumbuhan seperti pada gambar 2.8.



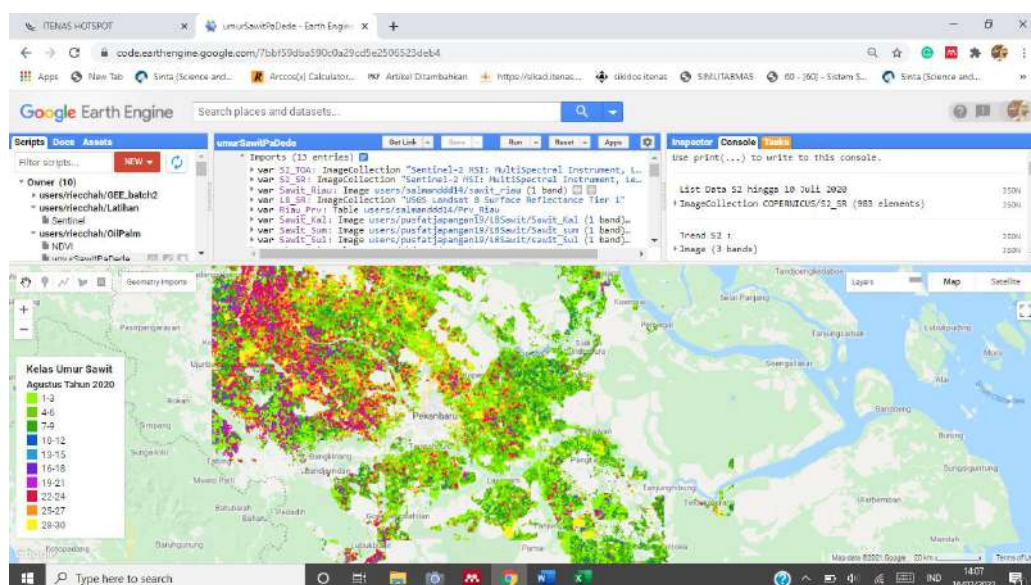
Gambar 2.8 model pertumbuhan kelapa sawit berdasarkan citra satelit sentinel

Nilai R^2 dari hubungan antara HH dan umur kelapa sawit adalah sebesar yakni 0.77 untuk polarisasi HV. Model pertumbuhan yang diperoleh adalah $y = -0.0222x^2 + 0.4579x - 17.311$, dan untuk polarisasi HH nilai $R^2 = 0.6834$ dan modelnya adalah $y = -0.0219x^2 + 0.4594x - 9.8191$

9.8191, dimana X adalah umur kelapa sawit dan Y adalah nilai hambur balik Sentinel 1. Dari hasil analisa regresi, terdapat hubungan yang berbeda antara usia kelapa sawit dengan nilai hambur balik yang diterima oleh kanal C Sentinel 1 dengan kanal L ALOS PALSAR, dimana dengan menggunakan kanal L ALOS PALSAR, hubungan yang diperoleh adalah logaritmik. Hal ini disebabkan karena kanal C hanya menetrasi bagian permukaan tajuk, sedangkan kanal L menetrasi sampai permukaan tanah di bawah tajuk. Tajuk tanaman kelapa sawit akan semakin rapat seiring dengan bertambahnya usia sampai usia 13 atau 15 tahun, kemudian diameter tajuk akan semakin menurun kembali, sehingga nilai sepkrak lahan antara tajuk (dalam hal ini tanah) akan bercampur dengan nilai hambur balik tajuk, dan menurun nilainya.

Pemetaan dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan ini, dan dengan menambahkan data dengan waktu yang berbeda, sehingga untuk nilai hambur balik yang sama (pada satu tanggal) dapat diketahui usianya dengan melihat perbedaan (apakah negatif atau positif) Dengan nilai hambur balik pada data tanggal yang berbeda.

Model – model tersebut akan terus dikembangkan untuk mendapatkan model yang Standar yang dapat di jadikan model yang baku untuk digunakan di Indonesia dengan media perangkat PLATYPUS. Sebelum masuk ke PLATYPUS model tersebut di aplikasikan ke dalam aplikasi Google Earth Engine, yang bisa di akses bebas. Seperti terlihat pada gambar 2.9.



Gambar 2.9 Contoh aplikasi pada GEE

2.3 Nilai strategis

Perkebunan kelapa sawit di Indonesia merupakan penghasil devisa terbesar, namun menurut Kementerian Pertanian Republik Indonesia (2019) hasil devisa yang diperoleh pada tahun 2019 mengalami penurunan hampir 20%, dimana penerimaan devisa ditahun 2018 mencapai US\$ 20,54 milyar sedangkan di tahun 2019 hanya mencapai US\$ 16,59 milyar. Hal tersebut menurut Direktorat Jenderal Perkebunan Kementrian Pertanian faktor utamanya adalah menurunnya produktivitas kelapa sawit dikarenakan banyaknya kelapa sawit tua dan terserang penyakit.

Oleh karena itu sistem monitoring umur kelapa sawit diperlukan untuk mengetahui peremajaan kelapa sawit, untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional dan mengimplementasikan Instruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 dimana salah satu aksinya untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional adalah melalui penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur.

Penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur sangat diperlukan dalam manajemen perkebunan kelapa sawit yang merujuk pada kebijakan satu data. Sesuai dengan Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2019, Satu Data Indonesia adalah kebijakan tata kelola data pemerintah untuk menghasilkan data yang akurat, mutakhir, terpadu, dan dapat dipertanggungjawabkan, serta mudah diakses dan dibagipakaikan antarinstansi pusat dan daerah melalui pemenuhan standar data, metadata, interoperabilitas data, dan menggunakan kode referensi dan data induk.

Pada penelitian ini dengan pembuatan model dan sistem umur pertumbuhan kelapa sawit berbasis teknologi pengindraaan jauh radar dapat dijadikan acuan standar pemetaan dan estimasi pertumbuhan kelapa sawit khususnya di Indonesia yang mempunyai perkebunan kelapa sawit dengan area yang luas (terluas di dunia). Selain itu, hasil dari penelitian ini bisa di jadikan referensi untuk penelitian pengembangan model pertumbuhan kelapa sawit lainnya berbasis teknologi geospasial yang dapat dijadikan data untuk penelitian lanjutan mengenai lingkungan dan ketahanan pangan yang dapat melibatkan kerjasama perguruan tinggi, pemerintah, industri dan masyarakat.

Selain itu informasi lahan perkebunan kelapa sawit dengan berbasiskan kepada umur atau kelompok umur sangat diperlukan untuk, antara lain :

- Mendapatkan informasi produksi kelapa sawit sehingga dapat diprediksi jumlah stock nasional minyak kelapa sawit.
- Diperlukan sebagai informasi untuk pelaksanaan replanting atau peremajaan.
- Diperlukan dalam perhitungan pajak yang harus diterima Pemerintah sebagai upaya untuk menghindari adanya korupsi,
- Untuk mendeteksi awal adanya penyakit yang menyerang jika terjadi anomaly pada saat pemantauan pertumbuhan kelapa sawit.

BAB III METODOLOGI

Penelitian ini akan dilaksanakan selama dua tahap (dua tahun). Tahap pertama fokus pada standarisasi/pedoman pengembangan pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit menggunakan teknologi satelit penginderaan jauh. Tahap kedua fokus naskah akademik kebiakan, panduan dan implementasi pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit nasional.

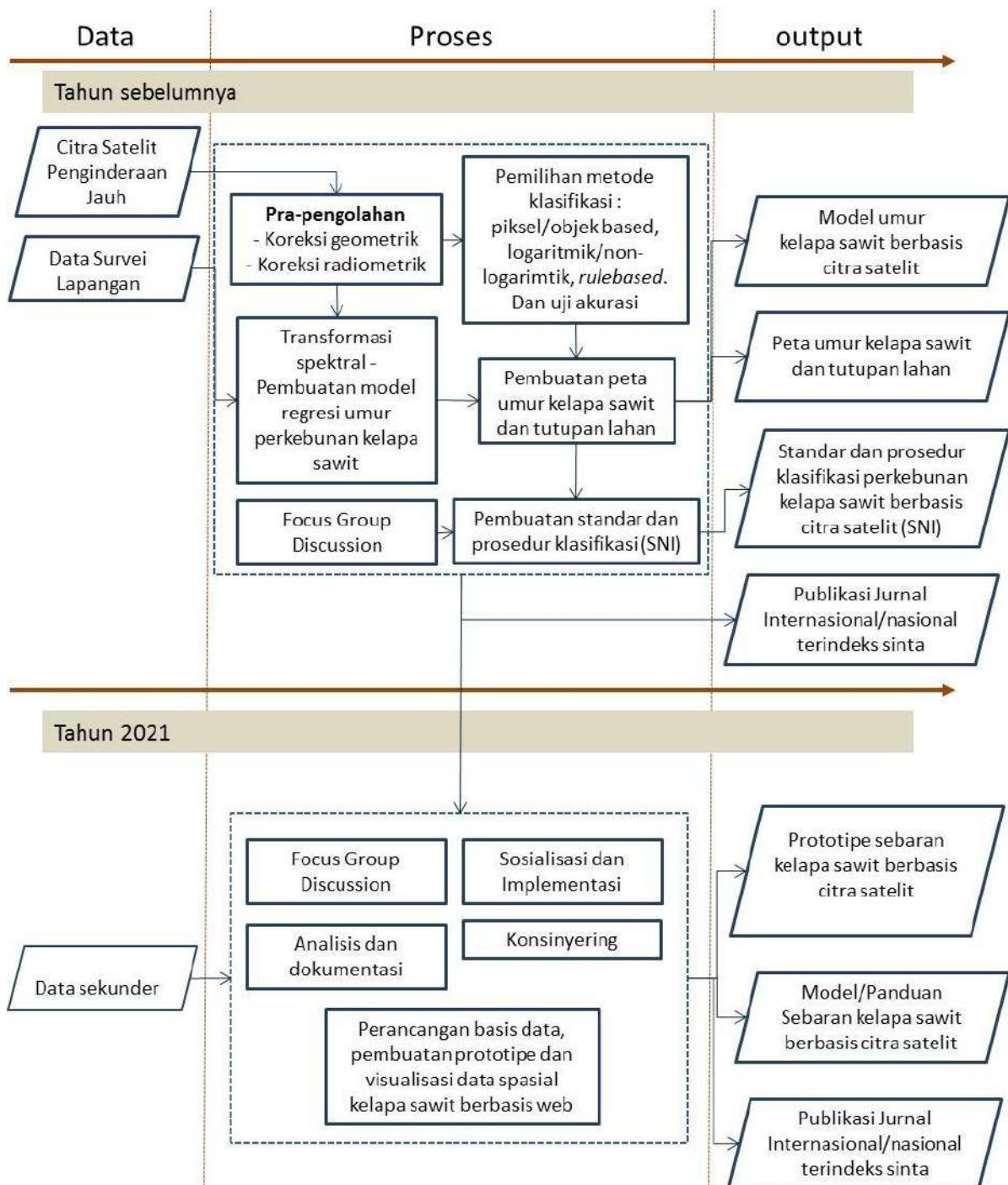
Metodologi penelitian terdiri dari pengumpulan data, proses dan output seperti terlihat dalam gambar 3.1, detail tahapan penelitian adalah sebagai berikut :

3.1 Tahapan Penelitian Tahun Pertama

3.1.1 Pengumpulan Data Citra Landsat

Land Satellite (Landsat) merupakan gambaran permukaan bumi yang diambil dari luar angkasa dengan ketinggian kurang lebih 818 km dari permukaan bumi, dengan skala 1 : 250.000. Dalam setiap perekaman citra Landsat mempunyai cakupan area 185 km x 185 km sehingga aspek dari objek tertentu yang cukup luas dapat diidentifikasi tanpa menjelajah seluruh daerah yang disurvei atau yang diteliti (Hadi, 2016). Citra landsat merupakan citra yang dihasilkan dari beberapa *spectrum* dengan panjang gelombang yang berbeda, yaitu:

- i. Saluran 4 dengan panjang gelombang 0,5–0,6 m pada daerah spektrum biru, baik untuk mendeteksi muatan sedimen ditubuh perairan, gosong, endapan suspensi dan terumbu.
- ii. Saluran 5 dengan panjang gelombang 0,6–0,7 m pada daerah spektrum hijau, baik untuk mendeteksi vegetasi.
- iii. Saluran 6 dengan panjang gelombang 0,7-0,8 m pada daerah spektrum merah, baik untuk mendeteksi relief permukaan bumi, batas air dan daratan.
- iv. Saluran 7 dengan panjang gelombang 0,8–1,1 m pada daerah dengan infra merah, yang lebih kecil untuk mendeteksi relief permukaan bumi bila dibandingkan dengan saluran 6.



Gambar 3.1 Metodologi, aktivitas penelitian dan luarannya

Satelit Landsat 8 *Landsat Data Continuity Mission* (LDCM) diorbitkan dengan jalur orbit yang mendekati lingkaran sinkron matahari, di mana dengan ketinggian 705 km, dengan inklinasi sebesar $98,2^{\circ}$, periode dalam satuan waktu yaitu 99 menit, serta dengan waktu liput ulang (resolusi temporal) 16 hari. Satelit ini dirancang membawa sensor yang bernama OLI

(*Operational Land Imager*), di mana sensor ini memiliki satu kanal inframerah dekat dan tujuh kanal tampak reflektif, akan meliputi panjang gelombang yang direfleksikan oleh objek-objek pada permukaan bumi, dengan resolusi spasial yang sama dengan Landsat pendahulunya yaitu 30 meter (Hadi, 2016).

Landsat 8 terdiri dari 2 instrumen yaitu *Operational Land Imager* (OLI) dan *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). Pada citra satelit Landsat 8 ada penambahan saluran yaitu saluran 1 yang digunakan untuk investigasi perairan pesisir dan memperkirakan konsentrasi aerosol di atmosfer, saluran 9 yang akan berguna untuk mendeteksi awan cirrus dan dua saluran thermal (saluran 10 dan 11) mendeteksi suhu permukaan. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 3.1 dan 3.2.

Tabel 3.1 Spesifikasi Saluran Landsat 8 Sensor OLI dan TIRS (Hadi, 2016).

No	Saluran	Panjang Gelombang	Penggunaan Data	Resolusi Spasial
1	Coastal	0,433 -0,453	<i>Aerosol/Coastal</i>	Spasial
2	Biru	0,450 – 0,515	<i>Pigments/scatter/coastal</i>	30 Meter
3	Hijau	0,525 – 0,600	<i>Pigments/Coastal</i>	30 Meter
4	Merah	0,630 – 0,680	<i>Pigments/Coastal</i>	
5	Infrared Dekat	0,845 – 0,885	<i>Foliage/Coastal</i>	
6	SWIR 2	1,560 – 1,660	<i>Foliage</i>	
7	SWIR 3	2,100 – 2,300	<i>Minerals/ Litter/ no scatter</i>	
8	Pankromatik	0,500 – 0,680	<i>Image Sharpening</i>	15 Meter
9	Cirrus	1,360 – 1,390	<i>Cirrus Cloud/ detection</i>	30 Meter
10	<i>Thermal Infrared Sensor 1</i>	10,30 – 11,30	<i>Thermal Mapping and soil moisture</i>	100 Meter
11	<i>Thermal Infrared Sensor 1</i>	11,5 – 12,50	<i>improve thermal Mapping and soil moisture</i>	100 Meter

Peluncuran satelit Landsat 8 pada tanggal 11 Februari 2013 yang dilakukan oleh NASA secara otomatis telah memberikan hak kepada USGS sebagai pengguna data dari Landsat 8. USGS sendiri merupakan penyedia data dari untuk Landsat 8, di mana dapat diunduh dengan tidak berbayar oleh para penggunanya.

Tabel 3.2 Fungsi Saluran Landsat 8 (Hadi, 2016).

Nama Saluran	Kegunaan
Saluran 1 (<i>coastal</i>)	Peningkatan pengamatan zona pesisir dan aerosol.
Saluran 2 (<i>blue</i>)	Penetrasi tubuh air, analisis penggunaan lahan, tanah, dan vegetasi. Pembedaan vegetasi dan lahan.
Saluran 3 (<i>green</i>)	Pengamatan ini dimaksudkan untuk membedakan jenis vegetasi dan untuk membedakan tanaman sehat terhadap tanaman yang tidak sehat (menilai kekuatan tanaman).
Saluran 4 (<i>red</i>)	Saluran terpenting untuk membedakan jenis vegetasi.
Saluran 5 (<i>NIR</i>)	Untuk menjelaskan batas vegetasi antara tanah dan air, dan bentang alam.
Saluran 6 (<i>SWIR 1</i>)	Digunakan untuk mendeteksi stress kekeringan tanaman dan menggambarkan daerah yang terbakar dan vegetasi bekas kebakaran, dan juga sensitif terhadap radiasi termal yang dipancarkan oleh api; dapat digunakan untuk mendeteksi api aktif, terutama pada malam hari.
Saluran 7 (<i>SWIR 2</i>)	Sama dengan kegunaan saluran 6.
Saluran 8 (<i>pan</i>)	Berguna dalam mempertajam citra multispektral.
Saluran 9 (<i>cirrus</i>)	Berguna dalam mendeteksi awan cirrus.
Saluran 10 (<i>TIRS 1</i>)	Berguna untuk memetakan perbedaan termal dalam arus air, kebakaran dan studi pemantauan saat malam, dan memperkirakan kelembaban tanah, serta keperluan lain yang berhubungan dengan gejala termal.
Saluran 11 (<i>TIRS 2</i>)	Sama dengan kegunaan saluran 10.

3.1.2 Pengolahan Citra Digital

3.1.2.1 Koreksi Radiometrik

Koreksi Radiometrik merupakan proses untuk memperbaiki kualitas visual citra, dalam hal memperbaiki nilai piksel yang tidak sesuai dengan nilai pantulan atau pancaran spektral

objek yang sebenarnya (Danoedoro, 2012). Koreksi yang bertumpu pada informasi dalam citra antara lain: koreksi histrogram, penyesuaian regresi, koreksi berbasis diagram pancar, kalibrasi bayangan dan kenampakan gelap. Koreksi yang bertumpu pada data di luar citra, menurut Mather (2004), dipengaruhi oleh lima faktor yakni: pantulan atau reflektansi objek, bentuk dan besaran interaksi atmosfer, kemiringan dan arah hadap lereng, sudut pandang sensor, dan sudut ketinggian matahari.

FLAASH adalah alat koreksi atmosfer menggunakan metode MODTRAN4 yang sudah dapat mengoreksi cahaya tampak, NIR (*Near Infrared*) dan SWIR (*Short-wave Infrared*) sampai panjang gelombang 3 μm . FLAASH dapat menghilangkan pengaruh gangguan atmosfer dengan memperoleh parameter yang lebih akurat dari reflektivitas, emisivitas, suhu permukaan dan fisik permukaan. FLAASH mempunyai metode pengambilan nilai aerosol dan rata-rata jarak pandang menggunakan rasio reflektansi piksel gelap berdasarkan penelitian Kaufman (Fibriawati, 2016).

Menurut modul FLAASH, model ini menggunakan persamaan standar dari radiansi spektral piksel yang diterima dengan lambertian planar standar, yang berdasarkan pada spektrum matahari oleh sensor ditulis pada persamaan 3.1 (FLAASH, 2009).

$$L = \left(\frac{A\rho}{1-\rho_e S} \right) + \left(\frac{B\rho_e}{1-\rho_e S} \right) + L_a \quad \dots\dots\dots(3.1)$$

Di mana:

L = radiansi spektral pada sensor

ρ = reflektansi permukaan pada piksel

ρ_e = rata-rata reflektansi permukaan

S = albedo pada atmosfer

L_a = radiansi hamburan balik atmosfer

A, B = koefisien dari kondisi atmosfer dan geometric

$\frac{A\rho}{1-\rho_e S}$ = energy radiansi yang dipantulkan dari objek

$\frac{B\rho_e}{1-\rho_e S}$ = energy radiansi yang dihamburkan oleh atmosfer

Nilai A,B,S ditentukan dari perhitungan MODTRAN4 yang menggunakan sudut pengamatan, sudut matahari dan ketinggian. FLAASH menggunakan rata-rata radiansi untuk memperkirakan reflektansi dengan persamaan 3.2 (FLAASH, 2009).

$$L_e = \left(\frac{(A+B)\rho_e}{1-\rho_e S} \right) + L_a \dots\dots\dots(3.2)$$

3.1.2.2 Koreksi Geometrik

Koreksi geometrik dilakukan untuk membenarkan dan memberikan posisi pada piksel citra sesuai lokasi sebenarnya di permukaan bumi (Danoedoro, 2012). Kesalahan geometrik terjadi karena adanya kondisi tidak ideal pada sebuah sensor ketika merekam objek di lapangan. Akibatnya ukuran posisi, bentuk, dan citra menjadi tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya di lapangan.

Proses koreksi geometrik dapat dilakukan dengan *Image to Map Rectification* dan *Image to Image Registration*. Proses *Image to Map Rectification* adalah membuat citra penginderaan jauh mempunyai sistem proyeksi dan sistem koordinat sesuai standar peta sehingga citra dapat digabungkan dengan data lain yang berkoordinat dan proyeksi sama untuk dilakukan proses analisis, sedangkan Proses *Image to Map Registration* adalah suatu proses membuat suatu citra konform dengan citra lainnya, tanpa melibatkan proses pemilihan sistem koordinat atau pun memberikan koordinat pada citra berdasarkan koordinat yang ada pada citra lain (dengan cakupan area yang sama) yang telah memiliki koordinat.

3.1.2.3 Klasifikasi Multispektral

Klasifikasi merupakan kegiatan pengelompokkan fenomena ke dalam kategori-kategori yang dianggap homogen sesuai dengan kriteria tertentu (Danoedoro, 1996). Hasil dari pengelompokkan ini berupa peta yang disajikan distribusi gejalanya yang berbeda. Terdapat tiga metode klasifikasi citra yakni:

1. Klasifikasi nilai piksel yang didasarkan pada contoh daerah yang diketahui jenis objek dan nilai spektral nya (*Supervised Classification*);
2. Klasifikasi nilai piksel tanpa dasar contoh daerah yang diketahui jenis objek dan nilai spektralnya, disebut klasifikasi tak terawasi (*Unsupervised Classification*);

3. Klasifikasi gabungan atau hibrida. Merupakan metode klasifikasi terawasi yang dilakukan dengan mengambil daerah homogen untuk memisahkan vegetasi kelapa sawit dan nonsawit dengan pengambilan sampel atau *training area*. Pengambilan sampel sebagai kunci klasifikasi dibutuhkan minimal sejumlah piksel yakni sebanyak $10n$ (jumlah saluran yang digunakan) (Swain, 1978).

Terdapat beberapa metode dalam klasifikasi terawasi yaitu:

a. *Maximum Likelihood*

Metode *Maximum Likelihood* ini berbasiskan atas distribusi normal (*Gaussian*) yang mengestimasi fungsi probabilitas dari setiap kelas (Danoedoro, 2012). Metode ini mengevaluasi secara kuantitatif varian maupun korelasi pola tanggapan spektral kategori ketika mengklasifikasikan piksel yang tidak dikenal. Pengkelasan ini menggunakan bentuk *Training Sampel* yang bersifat sebaran normal (distribusi normal), yaitu semua sebaran (distribusi) pola tanggapan spektral penutup lahan dianggap atau diasumsikan sebagai vektor rata-rata dan kovarian matrik, sehingga probabilitas statistiknya berupa kurva normal (*Gaussian*). Pada algoritma ini piksel dikelaskan sebagai objek tertentu bukan karena jarak, melainkan oleh bentuk, ukuran dan orientasi sampel pada *feature space* (Danoedoro, 2012).

b. *Minimum Distance*

Pengelompokan piksel didasarkan pada jarak terpendek ke vektor rata-rata suatu kelas, jadi tidak ada piksel yang tak terklasifikasi (Yohannes, 2012). Jika setiap piksel dalam citra direpresentasikan dalam vektor ciri u , maka salah satu cara untuk menentukan keanggotaan u adalah dengan memasukkannya ke kelas yang terdekat jaraknya dengan u (Eko, 2012). Keuntungan dari penggunaan algoritma klasifikasi ini ialah kecepatannya (kecuali bila dibandingkan dengan algoritma *parallelepiped*). Kelemahannya, cara ini tidak mempertimbangkan variabilitas kelas (Danoedoro, 2012).

c. *Parallelepiped*

Klasifikasi *Parallelepiped* menggunakan aturan keputusan sederhana untuk mengklasifikasikan data multispektral. Batas-batas keputusan merupakan *Parallelepiped* n -dimensi dalam ruang data gambar. Dimensi ini ditentukan berdasarkan batas deviasi standar dari rata-rata setiap kelas yang dipilih.

d. *Support Vector Machine*

Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linear dalam sebuah ruang fitur (*Feature Space*) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning* bias yang berasal dari teori pembelajaran statistik (Sembiring, 2007). SVM berada dalam satu kelas dengan *Artificial Neural Network* (ANN) dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa diselesaikan. Keduanya masuk dalam kelas *Supervised Learning*.

3.1.2.4 Metode Uji Akurasi

Terdapat dua metode uji akurasi secara statistik. Metode pertama mengandalkan data sampel yang telah diambil sebagai sumber referensi penilaian akurasi, sementara metode kedua mengandalkan sumber data yang independen, yang tidak pernah digunakan dalam pengambilan sampel (Danoedoro, 2012). Hasil dari klasifikasi kemudian dievaluasi ketepatan hasil klasifikasinya. Salah satu cara untuk mengevaluasi ketepatan hasil klasifikasi adalah dengan melakukan evaluasi akurasi yaitu dengan membuat matriks kesalahan (*error matrix*). Matriks kesalahan adalah matriks bujur sangkar yang berfungsi untuk melihat penyimpangan klasifikasi yaitu berupa kelebihan jumlah piksel dari kelas yang lain atau kekurangan jumlah piksel pada masing-masing kelas.

Idealnya semua elemen yang bukan diagonal dalam matriks tersebut harus bernilai nol yang artinya tidak ada penyimpangan dalam matriks (Lillesand and Kiefer 1990). Menurut Eko (2012), Persentase ketepatan hasil klasifikasi tersebut dapat dilihat dari nilai *User's Accuracy*, *Producer's Accuracy*, *Overall Accuracy*, dan *Kappa Accuracy*. *Kappa Accuracy* merupakan suatu ukuran yang paling banyak digunakan karena mempertimbangkan semua elemen dalam matriks kesalahan sehingga dinyatakan dengan rumus 3.3 (Eko, 2012).

$$\text{Kappa Accuracy} = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n X_{i+}(X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n X_{i+}(X_{+i})} \times 100\% \dots\dots\dots (3.3)$$

$$\text{Producer's Accuracy} = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \times 100 \% \dots\dots\dots (3.4)$$

$$\text{User's Accuracy} = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \times 100 \% \dots\dots\dots (3.5)$$

$$\text{Overall Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{N} \times 100 \% \dots\dots\dots (3.6)$$

Keterangan:

N = Jumlah semua piksel yang digunakan untuk pengamatan.

R = Jumlah baris atau lajur pada matriks kesalahan (jumlah kelas).

X_{ii} = Nilai diagonal dari matrik kontingensi baris ke- i dan kolom ke- i .

X_{+i} = Jumlah piksel dalam kolom ke- i .

X_{i+} = Jumlah piksel dalam baris ke- i .

3.1.2.5 Transformasi Spektral

a. Indeks Vegetasi

Indeks vegetasi merupakan suatu algoritma yang diterapkan terhadap citra (biasanya multispektral), untuk menonjolkan aspek kerapatan vegetasi ataupun aspek lain yang berkaitan dengan kerapatan, misalnya biomassa, *Leaf Area Index* (LAI), konsentrasi klorofil. Secara praktis, indeks vegetasi merupakan suatu transformasi matematis yang melibatkan beberapa saluran sekaligus dan menghasilkan citra baru yang lebih representatif dalam menyajikan fenomena vegetasi (Danoedoro, 1996).

Indeks vegetasi merupakan persentase pemantulan radiasi matahari oleh permukaan daun yang berkorelasi dengan konsentrasi klorofil. Banyaknya konsentrasi yang dikandung oleh suatu permukaan vegetasi, khususnya daun menunjukkan tingkat kehijauan vegetasi tersebut (Carolita, 1995). Pada daratan nonvegetasi, termasuk di antaranya wilayah perairan, pemukiman penduduk, tanah kosong terbuka, dan wilayah dengan kondisi vegetasi yang rusak, tidak akan menunjukkan nilai rasio yang tinggi (minimum). Sebaliknya pada wilayah bervegetasi sangat rapat, dengan kondisi sehat, perbandingan kedua kanal tersebut akan sangat tinggi (maksimum) (Suniana, 2008).

Ray (1995) menjelaskan bahwa ada dua macam asumsi dasar dalam pengembangan dan penggunaan indeks vegetasi. Asumsi pertama menjelaskan bahwa beberapa kombinasi aljabar dari saluran-saluran spektral dapat memberikan informasi tertentu tentang vegetasi. Asumsi kedua menjelaskan bahwa semua tanah terbuka (gundul) pada suatu citra akan membentuk garis imajiner yang disebut garis tanah, apabila fitur-fiturnya diplot di garis *space*. Garis ini kemudian diasumsikan sebagai garis yang mewakili piksel tanpa vegetasi. Kemudian Ray mengelompokkan transformasi spektral ke dalam empat golongan besar, yaitu: (a) Indeks vegetasi dasar, (b) Indeks vegetasi yang meminimalkan pengaruh latar belakang tanah, (c)

Indeks vegetasi yang meminimalkan pengaruh atmosfer, dan (d) Indeks vegetasi lainnya. Berbagai macam transformasi spektral telah dikembangkan guna memperoleh hasil yang sensitif terhadap respon spektral objek vegetasi.

b. Jenis Indeks Vegetasi

1. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

NDVI memiliki efektivitas untuk memprediksi sifat permukaan ketika kanopi vegetasi tidak terlalu rapat dan tidak terlalu jarang (Liang, 2004). Indeks ini merupakan ukuran yang sehat, vegetasi hijau. Kombinasi formulasi perbedaan normalisasi dan penggunaan tertinggi penyerapan dan pantulan daerah klorofil membuatnya kuat atas berbagai kondisi (Rouse, 1973). Rentang nilai NDVI adalah -1 hingga 1. Formula untuk menghitung nilai NDVI dapat dilihat pada persamaan 2.7 (Rouse, 1973).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \dots\dots\dots(3.7)$$

2. Soil Adjusted Vegetation Indeks (SAVI)

Indeks ini mirip dengan NDVI, tetapi menekan efek piksel tanah. Huete (1988) menunjukkan nilai optimal $L = 0,5$ untuk memperhitungkan orde pertama variasi latar belakang tanah. Indeks ini paling baik digunakan di daerah dengan vegetasi yang relatif jarang di mana tanah terlihat melalui kanopi.

Formula untuk menghitung nilai SAVI dapat dilihat pada persamaan 2.8 Huete (1988).

$$SAVI = \frac{1.5 * (NIR - RED)}{(NIR + RED + 0.5)} \dots\dots\dots(3.8)$$

3. Atmospherically Resistant Vegetation Indeks (ARVI)

Indeks ini adalah perangkat tambahan untuk NDVI yang relatif tahan terhadap faktor atmosfer (misalnya, aerosol). Menggunakan pantulan biru untuk mengoreksi pantulan merah untuk hamburan atmosfer. Hal ini paling berguna dalam wilayah tinggi konten aerosol atmosfer. Persamaan ARVI dapat dihitung dengan persamaan 2.9 (Tucker, 1979).

$$ARVI = \frac{NIR - [RED - \gamma(Blue - RED)]}{NIR + [RED - \gamma(Blue - RED)]} \dots\dots\dots(3.9)$$

γ adalah gamma konstan adalah fungsi bobot yang tergantung pada jenis aerosol. ENVI menggunakan nilai 1 untuk gamma. Nilai indeks ini berkisar dari -1 sampai 1, dengan nilai-nilai piksel yang lebih tinggi sesuai dengan sehat dan hijau vegetasi (Tucker, 1979).

4. *Moistured Stressed Indeks (MSI)*

Ekspresi ini merupakan Indek Tekanan Kelembaban (*Moisture Stress Index*) untuk Citra Satelit. Nilai indeks ini berkisar dari -1 sampai 1. Kombinasi saluran inframerah dekat dan inframerah tengah yang diformulasikan oleh (Tucker, 1979) sebagai berikut ini:

$$MSI = \frac{Infrared\ Tengah}{Infrared\ Dekat} \dots\dots\dots(3.10)$$

3.1.2.6 Analisis Regresi

Menurut Levin & Rubin (1998), regresi digunakan untuk menentukan sifat-sifat dan kekuatan hubungan antara dua variabel serta memprediksi nilai dari suatu variabel yang belum diketahui dengan didasarkan pada observasi masa lalu terhadap variabel tersebut dan variabel-variabel lainnya. Menurut Gujarati (2009) analisis regresi bertujuan untuk mengukur kekuatan (*strength*) atau tingkatan (*degree*) hubungan linear (*linear association*) antara dua variabel. Untuk mengukur kekuatan hubungan linear ini digunakan koefisien korelasi regresi menunjukkan korelasi dua variabel yang memiliki hubungan kausal/sebab-akibat. Analisis regresi dan korelasi mempunyai hubungan yang sangat erat. Setiap regresi pasti ada korelasinya, tetapi korelasi belum tentu dilanjutkan dengan regresi. Analisis regresi dapat digunakan untuk mengetahui bagaimana variabel dependen/kriteria dapat diprediksikan melalui variabel independen, secara individual. Penggunaan analisis regresi digunakan untuk memutuskan apakah meningkatnya dan menurunnya variabel dependen dapat dilakukan melalui menaikkan dan menurunkan keadaan variabel independen dan sebaliknya. Beberapa persamaan regresi ialah sebagai berikut:

1. Regresi Linear

Regresi linear didasarkan pada hubungan fungsional ataupun kausal antara satu *variabel independen* dengan satu variabel dependen. Persamaan umum regresi linear sederhana dapat dilihat pada persamaan 3.11 (Hermansyah, 2016).

$$y = a + bX \dots\dots\dots (3.11)$$

Di mana:

y = Subyek dalam variabel dependen yang diprediksi.

a = Harga Y bila X = 0 (harga konstan).

b = Angka arah atau koefisien regresi, yang menunjukkan angka peningkatan ataupun penurunan variabel dependen yang didasarkan pada variabel independen. Bila b (+) maka naik, dan bila (-) maka terjadi penurunan.

X = subyek pada variabel Independen yang mempunyai nilai tertentu.

2. Regresi eksponensial

Regresi eksponensial adalah regresi di mana variabel bebas X berfungsi sebagai pangkat atau eksponen. Bentuk fungsi regresi ini adalah:

$$y = a e^{bX} \dots\dots\dots (3.12)$$

$$y = a 10^{bX} \dots\dots\dots (3.13)$$

Modifikasi dari bentuk di atas (transformasi logaritmik resiprokal) adalah:

$$y = e^{(a + b/X)} \dots\dots\dots (3.14)$$

3. Regresi logaritmik

Bentuk fungsi dari regresi adalah: di mana variabel bebas Y berfungsi sebagai pangkat (eksponen) dan variabel bebas X mempunyai bentuk perpangkatan.

Model regresi ini adalah:

$$y = \ln a + b \ln X \dots\dots\dots (3.15)$$

3.1.2.7 Koefisien Determinasi dan Koefisien Korelasi

Analisis korelasi ini mengukur korelasi dua buah variabel yaitu variabel bebas (X) dan variabel tidakl bebas (Y). Pengukuran pada umumnya dilakukan terdiri dari 2 bentuk, yaitu Koefisien Determinasi dan Koefisien Korelasi.

1. Koefisien Determinasi (R^2)

Alat untuk mengukur tingkat kecocokan/kesempurnaan model regresi disebut koefisien determinasi (R^2) misal $R^2 = 0,90$ artinya nilai duga regresi yang kita peroleh memenuhi model yang kita kehendaki atau 90% nilai-nilai Y besarnya ditentukan oleh nilai-nilai variabel X yang dimasukkan dalam model, sedangkan 10% lagi ditentukan oleh variabel lain di luar

model. Koefisien determinasi ditulis R^2 untuk regresi dua variabel dan nilainya antara 0 dan 1 (Hermansyah, 2016). Semakin besar koefisien determinasi menunjukkan semakin baik kemampuan X menerangkan Y. Koefisien Determinasi dapat dihitung seperti persamaan 3.16 (Hermansyah, 2016).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots(3.16)$$

Keterangan:

$\hat{y}_i$ = observasi respon ke-i

$\bar{y}_i$ = rata-rata

y_i = ramalan respon ke-i

2. Koefisien Korelasi (r)

Koefisien korelasi merupakan ukuran yang dapat dipergunakan untuk mengukur derajat kerapatan hubungan kedua variabel X dan Y. Dengan koefisien korelasi akan dapat diketahui apakah antara kedua variabel itu terdapat hubungan atau tidak. Suatu hubungan dikatakan sempurna, apabila koefisien korelasi ± 1 , artinya hubungan itu sempurna positif atau sempurna negatif. Sebaliknya, suatu hubungan dikatakan tidak sempurna, apabila koefisien korelasi $r < +1$ atau $r > -1$, artinya hubungan itu tidak sempurna positif atau tidak sempurna negatif.

Tabel 3.3 Interpretasi data nilai r (Husaini Usman dan Setiady, 1995)

r	Interpretasi
0	Tidak Berkorelasi
0,01 – 0,20	Sangat Rendah
0,21 – 0,40	Rendah
0,41 – 0,60	Agak Rendah
0,61 – 0,80	Cukup
0,81 – 0,99	Tinggi
1	Sangat tinggi

Koefisien Korelasi dapat dihitung dengan rumus:

$$r = \sqrt{R^2} \dots\dots\dots(2.17)$$

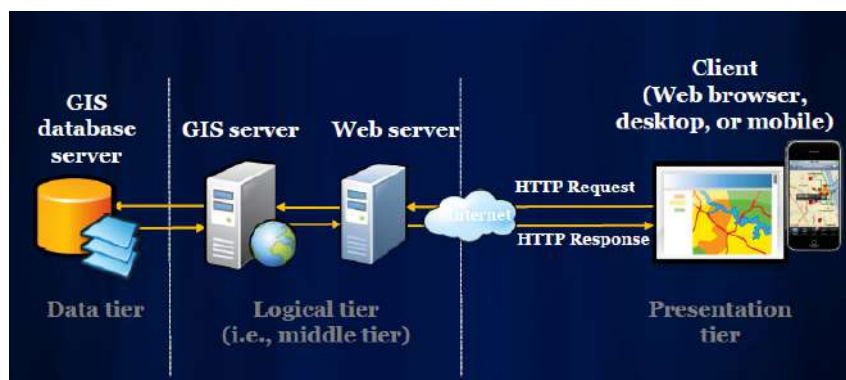
3.2 Tahapan Penelitian Tahun Kedua

3.2.1 Pembangunan model konseptual

Desain konseptual/logik merupakan tahapan penyusunan rancangan pengembangan sistem yang terdiri dari desain logik data, desain logik proses dan desain logik antar muka. Desain logik data dilakukan dengan memperhatikan perspektif dari pengguna dan desainer. Dasar dari perspektif pengguna adalah dengan melihat kebutuhan data pada masing-masing unit, dengan demikian tidak ada data yang terlewatkan dan diupayakan kebutuhan unit akan data dapat terlayani. Perspektif desainer lebih ditekankan pada pengelolaan data dalam sebuah database management system, termasuk di dalamnya standar teknologi yang akan digunakan. Walaupun dalam proses konseptual belum mengutamakan pemilihan hardware dan software, tetapi tetap harus memperhatikan standar teknologi informasi yang akan digunakan berdasarkan sumber daya yang tersedia dan faktor pembatas. Desain logik data menghasilkan sebuah desain basisdata yang menggambarkan entitas, atribut dan relasi antar entitas. Desain basisdata dikaji berulang-ulang dengan menggunakan teknik analisis seperti kaidah normalisasi dan refinment basisdata.

3.2.2 Pembangunan Prototype Sistem

Pembangunan aplikasi SIG berbasis web mengacu pada konsep tree tier. Dimana sebuah antar muka berbasis web dibangun untuk memberikan fasilitas kepada pengguna untuk melakukan penelusuran, pemasukan/pemutakhiran data spasial, metadata dan data tabular. Karena standart dari geo data berbeda beda dan sangat spesifik maka pengembangan arsitektur system mengikuti arsitektur ‘*Client Server*’ (Gambar 3.2)

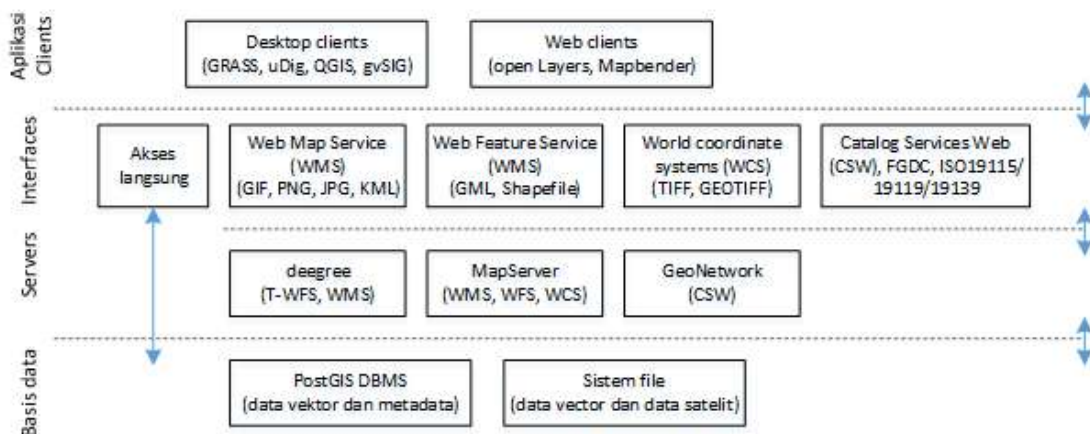


Gambar 3.2 arsitektur SIG berbasis web

Untuk desain fisik, saat ini dapat mengadopsi Sistem Pemantauan Bumi Nasional (SPBN)

yang di kembangkan oleh LAPAN, namun nanti dalam implementasi sistem difokuskan untuk menjawab kebutuhan pengguna dan desain konseptual/logikal yang dibuat. Menurut Sarno (2014) SPBN LAPAN, difokuskan dan berbasis pada teknologi dan paket perangkat lunak sumber terbuka yang dirilis dibawah lisensi seperti *General Public Licence* (GPL), diadopsi oleh komunitas *online* yang aktif, mendukung format standar dan cukup stabil dan handal. Desain fisik berupa arsitektur model sistem dapat dilihat pada gambar 3.3 dan 3.4.

Tahapan uji sistem, sistem diujikan di tempat yang berbeda dan dilingkungan yang sebenarnya, diharapkan sistem berjalan dengan baik. Bila ada kekurangan sistem diperbaiki untuk mencapai hasil yang maksimal. Setelah sistem dinyatakan baik di implementasikan pada stakeholder dan disosialisasikan.



Gambar 3.3 Arsitektur sistem, modifikasi dari SPBN.

BAB IV JANGKA WAKTU PENELITIAN

Tabel 4.1 Jadwal Kegiatan Tahun Pertama

No	Kegiatan	2020						2021					
		7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6
1.	Pegembangan model												
	- Verifikasi dan Validasi lapangan												
2.	Pembuatan standar dan prosedur												
3.	Publikasi												
4.	Pembuatan HAKI/ ISBN												
5.	Desiminasi												
6.	Pelaporan												

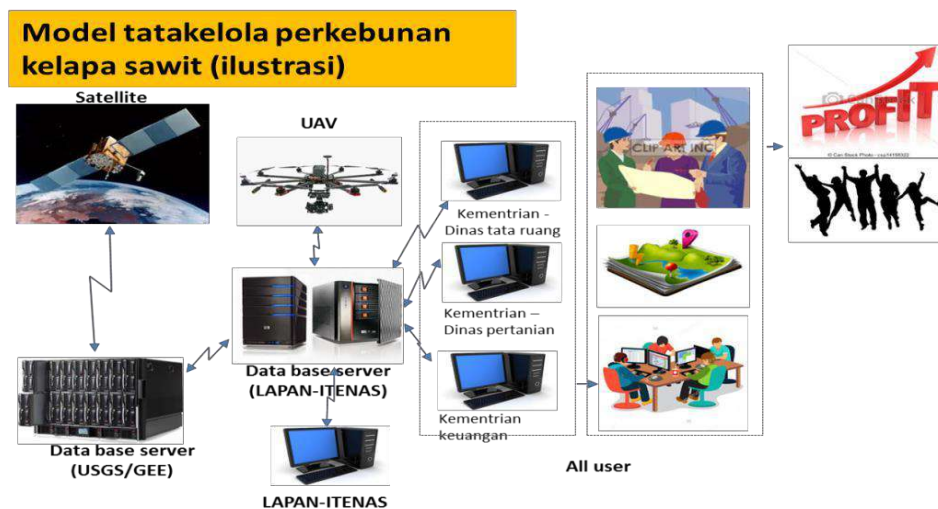
Tabel 4.2 Jadwal Kegiatan Tahun Kedua

No	Kegiatan	2021						2022					
		7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6
1.	Implemented model												
2.	Pembangunan Platform digital service												
3.	Pengujian dan evaluasi												
4.	Monev, diseminasi dan publikasi												
5.	Pelaporan												

BAB V LUARAN PENELITIAN

5.1 Luaran tahun 2024

Tahun 2024 tercipta sistem informasi monitoring umur/fenologi kelapa sawit nasional, dan juga merupakan sistem satu data sawit nasional berbasis satelit penginderaan jauh guna mendukung tata kelola sawit berkelanjutan di Indonesia. Hal ini sejalan dengan Instruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 dimana salah satu aksinya untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional adalah melalui penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur. Hal lainnya mendukung Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2019, Satu Data Indonesia dalam hal ini satu data sawit nasional yang dapat digunakan sebagai tatakelola sawit berkelanjutan. Ilustrasi sistem informasi monitoring umur/fenologi kelapa sawit nasional berbasis penginderaan jauh dapat dilihat pada gambar 5.1.



Gambar 5.1 Model sistem monitoring perkebunan kelapa sawit berbasis data penginderaan jauh

5.2 Luaran hingga tahun 2020 (tahun pertama)

Luaran tahun pertama difokuskan pada pemodelan dan pemetaan umur kelapa sawit menggunakan data citra satelit serta publikasi pada jurnal internasional yang terakreditasi yaitu *Journal of Sensors Hindawi-Q2*, impact factor 1,595 (telah *accepted*), dengan judul “*The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L-band polarimetric SAR imaging* “. Kemudian telah published dan dipresentasikan pada *International Conference On Green Technology And Design 2020* pada tanggal 02 Desember 2020, serta telah didiseminasikan pada kegiatan *The 41st Asian Conference on Remote Sensing (ACRS)* di Guang Zou, China, secara online, pada tanggal 10 November 2020. Serta 1 buah jurnal internasional yang sudah di submit. Serta buku model fenologi kelapa sawit berbasis penginderaan jauh dan buku prosedur pembangunan model fenologi kelapa sawit berbasis penginderaan jauh (dalam proses pengajuan ISBN) dan peta sebaran spasial tematik umur kelapa sawit berbasis penginderaan jauh (dalam proses pengajuan ISBN-HAKI). Untuk tahap kedua, penelitian ini fokus pada implementasi pembuatan prototype sistem informasi sebaran tematik kelapa sawit yang akan dikaitkan dengan platform PLATYPUS LAPAN.

Adapun luaran tahun pertama sebagai berikut:

Tabel 5.1 Indikator kinerja / Luaran Penelitian

Tahun pertama

No	Indikator kinerja kegiatan	Target	Keterangan
1.	Pengembangan model	100%	Dokumen beberapa varian model umur kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah.
2.	Hak Kekayaan Intelektual (HKI)	100%	Dokumen Informasi tematik umur sawit
3.	Standarisasi prosedur	100%	Dokumen klasifikasi perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah
4.	Publikasi Ilmiah	100%	Accepted di Internasional terindeks SINTA/scopus (<i>International Journal Sensors Hindawi-Q2</i>) sebanyak satu buah

BAB VI AKHIR KEGIATAN PENELITIAN

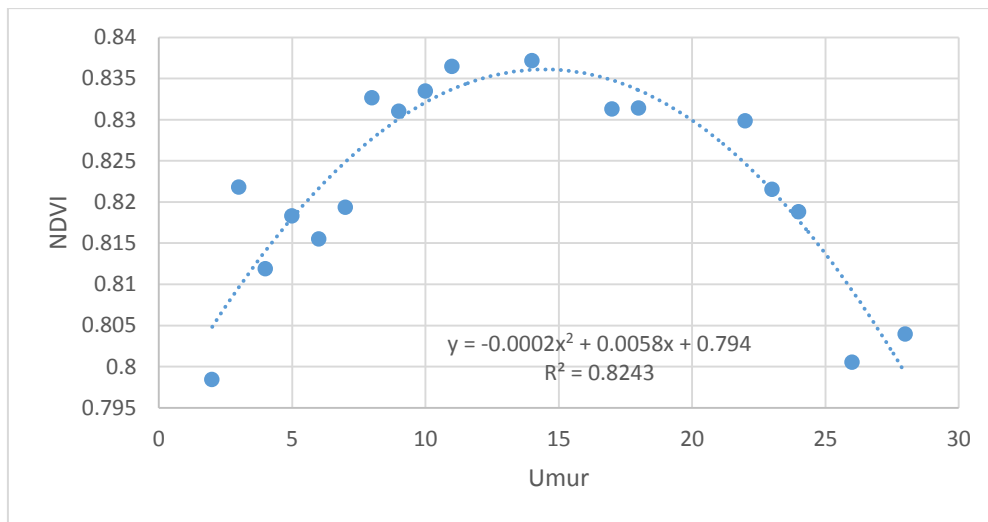
Penelitian ini telah berjalan bulan ke-12 dengan output luaran dan target yang telah diselesaikan seperti terlihat pada tabel 6.1. Penjelasan masing-masing indikator kinerja kegiatan di jelaskan sebagai berikut :

Tabel 6.1 Indikator kinerja / Luaran Penelitian tahun pertama

No	Indikator kinerja kegiatan	Target capaian	Keterangan
1.	Pengembangan model	100%	Dokumen beberapa varian model umur kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah: Proses ISBN (terlampir).
2.	Hak Kekayaan Intelektual (HKI)	100%	Dokumen Informasi tematik umur sawit: Peta perkebunan kelapa sawit: Proses HKI/ ISBN (terlampir).
3.	Standarisasi prosedur	100%	Dokumen klasifikasi perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit sebanyak satu buah: Proses ISBN (terlampir).
4.	Publikasi Ilmiah	100%	Satu buah Jurnal Internasional telah <i>Published</i> pada <i>Journal of Sensors Hindawi</i> , https://doi.org/10.1155/2021/6625774 (terlampir) dan satu buah tambahan Jurnal Internasional <i>Submitted</i> (terlampir).

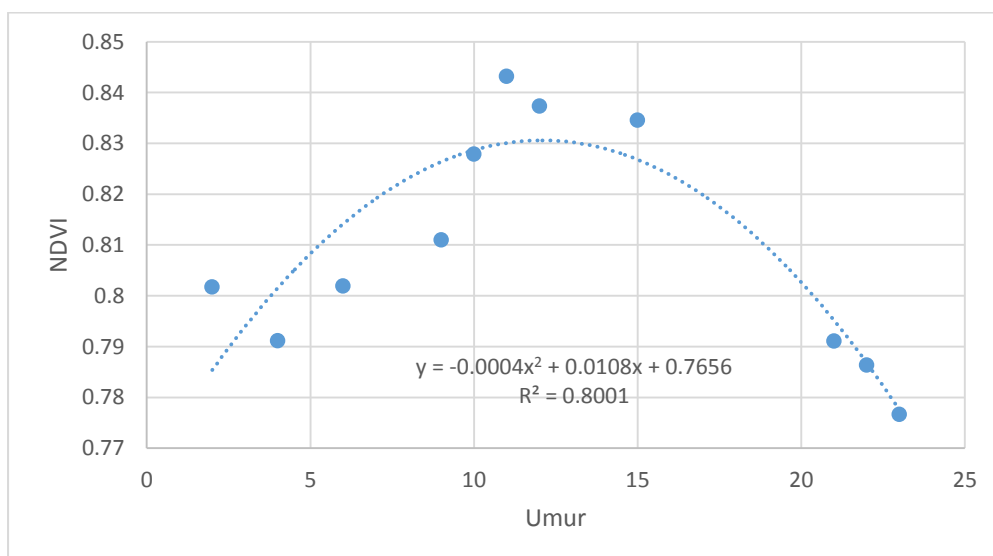
6.1 Pengembangan model

6.1.1 Model Fenologi Data Landsat



Gambar 6.1 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1

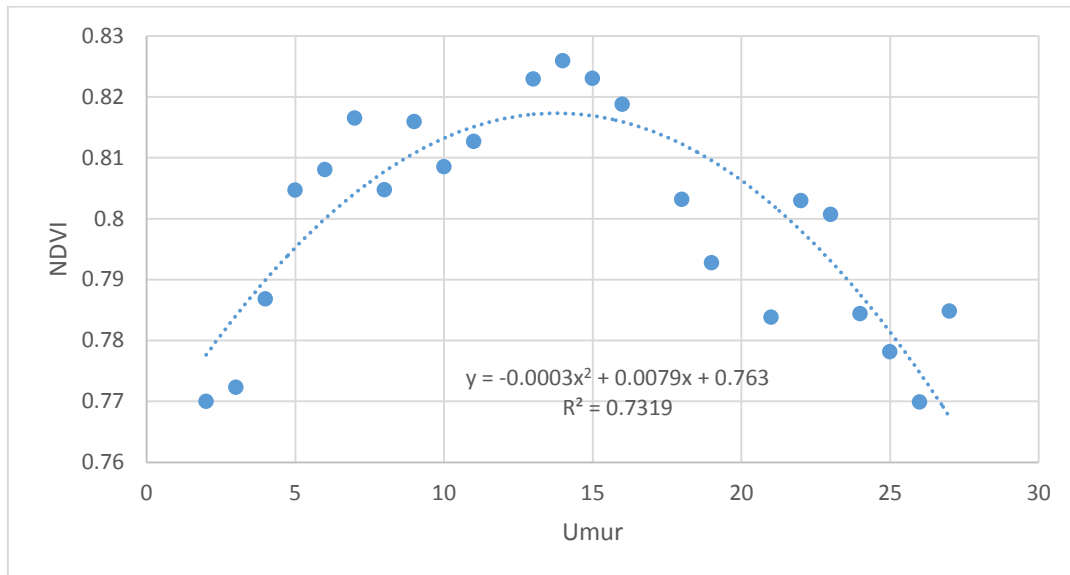
Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S1 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,795-0,81; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,815-0,83, usia 10-15 dengan nilai NDVI 0,834-0,835; kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,83; lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,8. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0002x^2 + 0,0058x + 0,794$ dengan $R^2 = 0,8243$ (Gambar 6.1).



Gambar 6.2 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3

Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S3 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,795-0,8; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,81-0,83; usia 10-

15 dengan nilai NDVI sekitar 0,84, kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,839, lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,79-0,78. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0004x^2 + 0,0108x + 0,7656$ dengan $R^2 = 0,8001$ (Gambar 6.2).



Gambar 6.3 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N

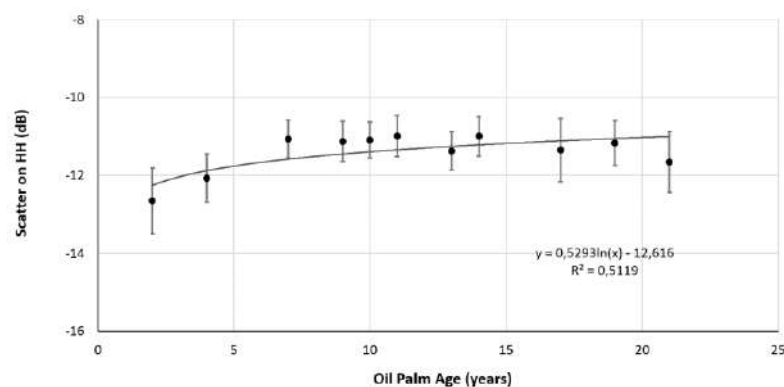
Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S3 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,77-0,79; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,8-0,81; usia 10-15 dengan nilai NDVI sekitar 0,815-0,82; kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,81, lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,78-0,77. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0003x^2 + 0,0079x + 0,763$ dengan $R^2 = 0,7319$ (Gambar 6.3).

Menurut Carolita dkk., (2019), pada model fenologi menggunakan NDVI terjadi peningkatan di usia 10-15 tahun. Peningkatan ini disebabkan karena daun kelapa sawit semakin banyak dan rapat sehingga klorofilnya meningkat. Selanjutnya setelah bertambah umurnya setelah umur 15 tahun, maka nilai NDVI semakin menurun karena pada umur tersebut daun kelapa sawit mulai berkurang kehijauannya dan karena panjang daun (dari posisi tegak lurus dengan tanah) sudah menurun. Kemudian menurut (Chong dkk., 2017) dengan menggunakan sensor penginderaan jauh, peningkatan *Leaf Area Indeks* (LAI) pada kelapa sawit menunjukkan peningkatan proporsional dalam reflektifitas spektral atau NDVI selama tahap pertumbuhan awal, tetapi hanya sedikit atau tidak ada peningkatan setelah mencapai tutupan kanopinya rapat karena saturasi dari sensor. Selain itu, masih menurut Chong dkk, Indeks vegetasi seperti NDVI mampu mendeteksi biofisik kelapa sawit seperti tingkat klorofil, LAI, percabangan, dan lainnya.

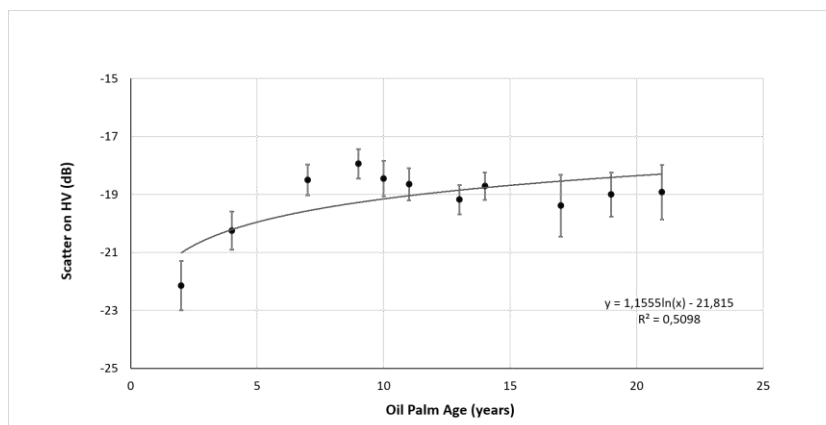
6.1.2 Model Fenologi Data ALOS PALSAR 2

Untuk data ALOS PALSAR 2, model hamburan tanaman kelapa sawit berbasis L-band dengan polarisasi HH dan HV. Pada polarisasi HH, nilai dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -12,6 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -11 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -11,3 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -11,5 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -11,9 dB (Gambar 6.4). Model hamburan memiliki regresi logaritmik $y = 0,5293\ln(x) - 12,616$ dengan R^2 adalah 0,51.

Pada polarisasi HV, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -22 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -18 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -19 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -18,9 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -18,5 dB (Gambar 6.5). Model hamburan memiliki regresi logaritmik $y = 1,1555\ln(x) - 21,815$ dengan R^2 adalah 0,50.

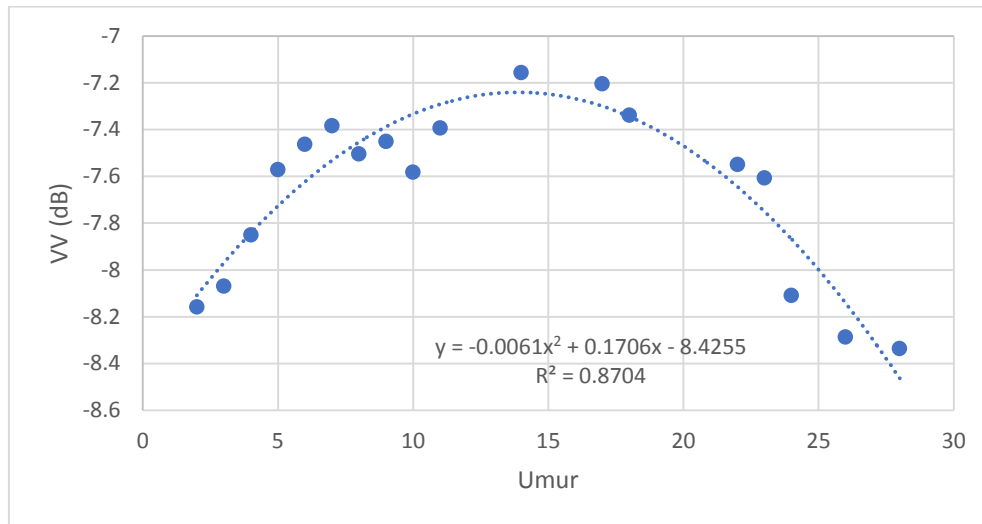


Gambar 6.4 ALOS PALSAR 2 polarisasi HH



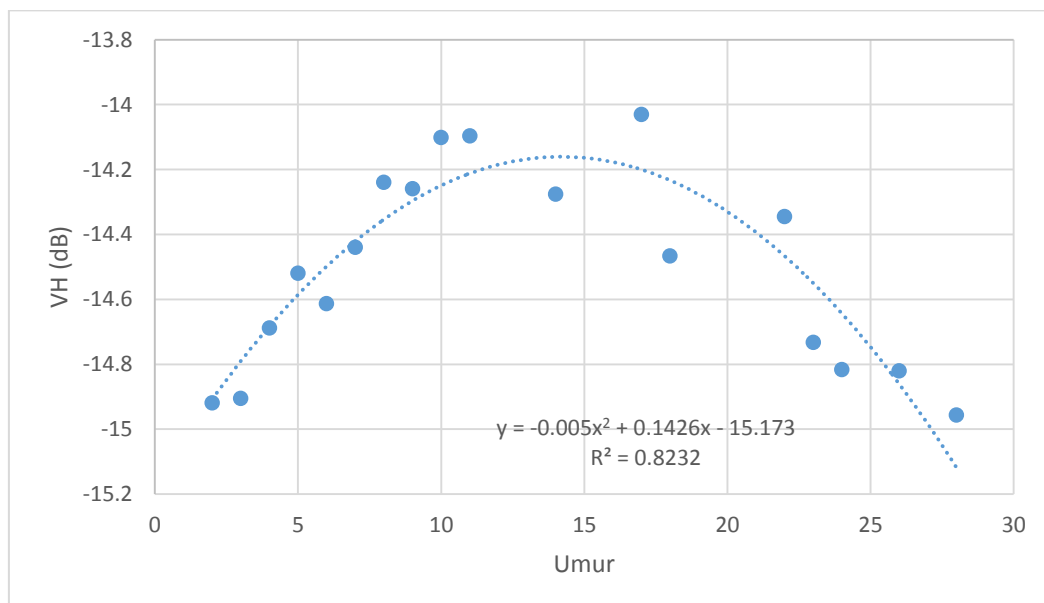
Gambar 6.5 ALOS PALSAR 2 Polarisasi HV

6.1.3 Model Fenologi Data Sentinel-1A



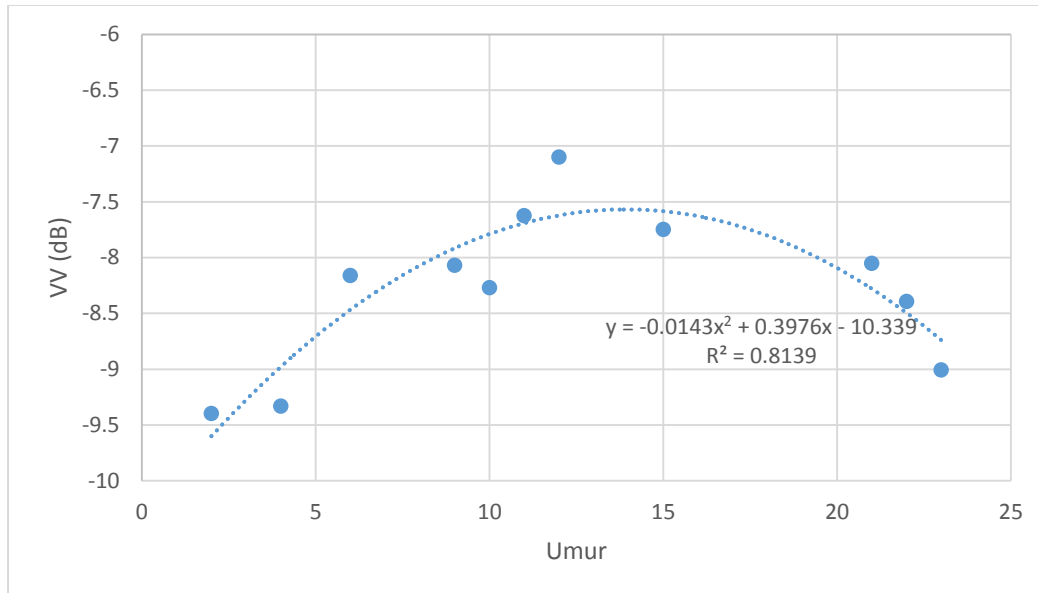
Gambar 6.6 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VV

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan S1, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -8,2 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -7,6 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7,2 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,4 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -8,2 dB (Gambar 6.6). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0061x^2 + 0,1706x - 8,4255$ dengan $R^2 = 0,8704$.



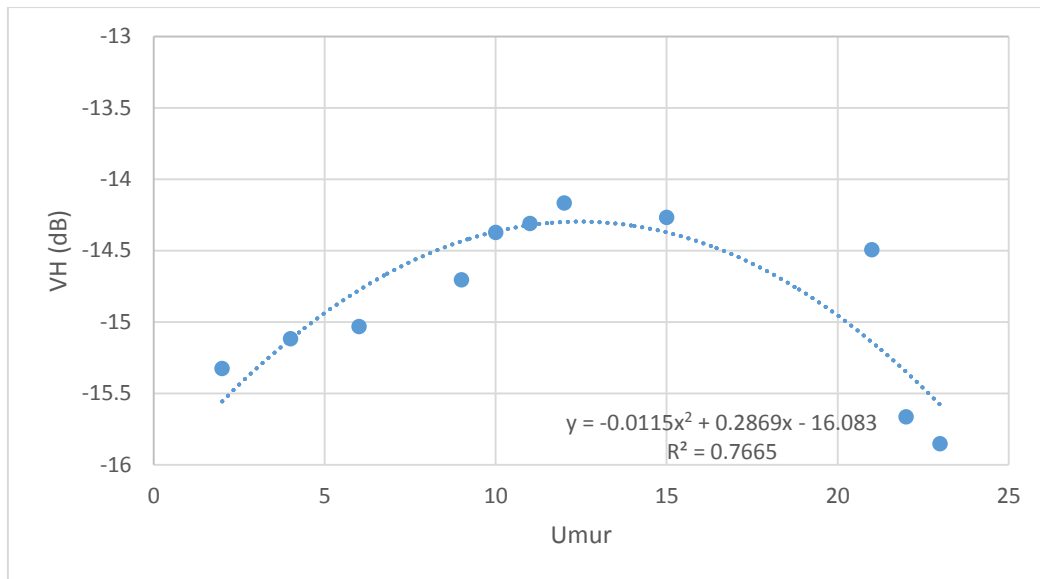
Gambar 6.7 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VH

Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan S1, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,45 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14,2 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,5 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -15 dB (Gambar 6.7). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,005x^2 + 0,1426x - 15,173$ dengan $R^2 = 0,8232$.



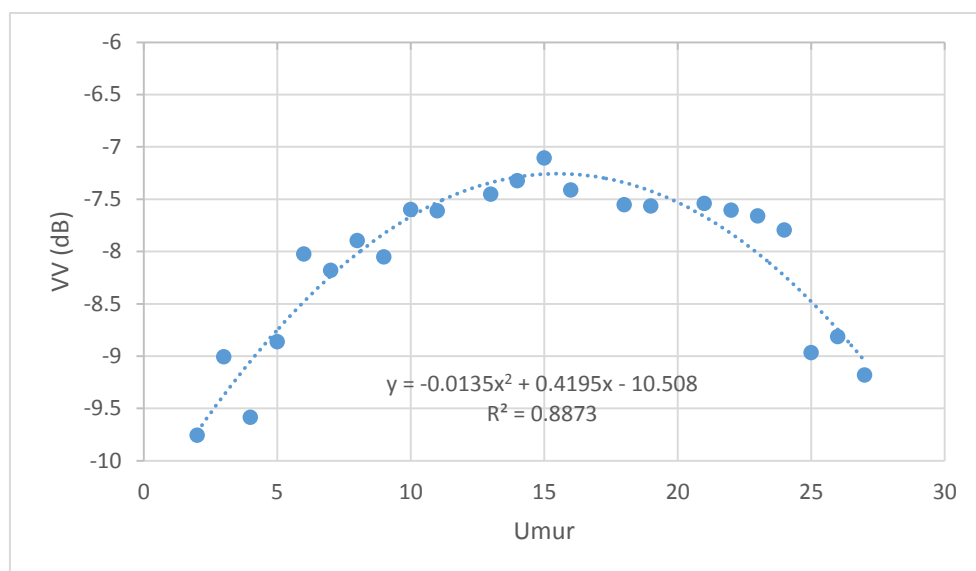
Gambar 6.8 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VV

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan S3, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -9,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -8 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,5 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -8,5 dB (Gambar 6.8). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0143x^2 + 0,3976x - 10,339$ dengan $R^2 = 0,8139$.



Gambar 6.9 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VH

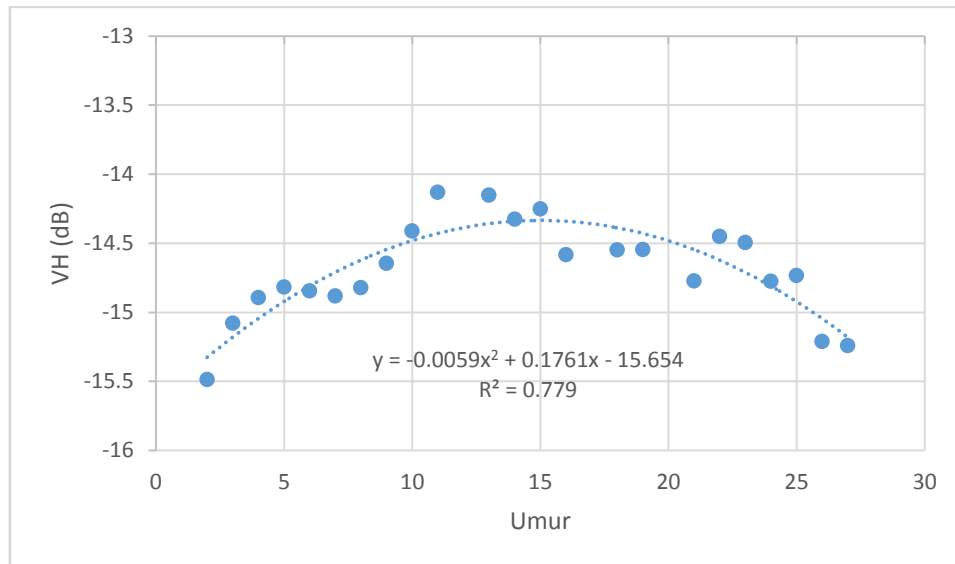
Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan S3, memiliki nilai pada usia 0-5 tahun sekitar -15,1 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,3 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -15,5 dB (Gambar 6.9). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0115x^2 + 0,2869x - 16,083$ dengan $R^2 = 0,7665$.



Gambar 6.10 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VV

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan N, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -10 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -8 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,5 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -9 dB (Gambar 6.10). Model

hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0135x^2 + 0,4195x - 10,508$ dengan $R^2 = 0,8873$.



Gambar 6.11 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VH

Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan N, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -15,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14,1 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,51 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -15,3 dB (Gambar 6.11). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0059x^2 + 0,1761x - 15,654$ dengan $R^2 = 0,779$.

Untuk data SAR ada dua kategori karakteristik yang signifikan untuk menentukan nilai hamburan SAR adalah sensor dan karakteristik target (Flores-Anderson dkk., 2019). Kategori sensor meliputi frekuensi/panjang gelombang SAR, polarisasi sinyal SAR yang ditransmisikan dan diterima, sudut datang berkas radar yang berinteraksi dengan tanah, dan posisi sensor mencari (Flores-Anderson dkk., 2019). Menurut Henderson dan Lewis, (2008) pengaruh karakteristik target bervariasi dengan (1) jenis vegetasi, (2) struktur tegakan, dan (3) komposisi tajuk. Karakteristik hamburan vegetasi hutan dipengaruhi oleh ketebalan volume, kerapatan partikel komponen (atau hamburan), distribusi ukuran partikel komponen, distribusi bentuk partikel komponen, distribusi orientasi partikel komponen, dan sifat dielektrik dari partikel komponen (Reiche dkk., 2018). Sangat penting untuk mengetahui polarisasi dari mana gambar SAR diperoleh karena sinyal pada polarisasi yang berbeda berinteraksi secara berbeda dengan objek di darat, yang mempengaruhi kecerahan radar yang

direkam dalam saluran polarisasi tertentu (van der Sanden, 1997). Untuk mempermudah, diasumsikan bahwa pemandangan alam dapat digambarkan sebagai kombinasi dari tiga jenis penghambur: (1) penghambur permukaan kasar, (2) penghambur bouncing ganda, dan (3) penghambur volume (Arii dkk., 2010).

6.2 Validasi

Untuk memvalidasi dan mengevaluasi hasil model yang diterapkan maka diperlukan data sekunder seperti data lapangan untuk mengetahui keakuratan model tersebut. Evaluasi temuan klasifikasi merupakan langkah penting dalam operasi klasifikasi. Berbagai metodologi, mulai dari tinjauan kualitatif berdasarkan pengetahuan ahli hingga penilaian akurasi kuantitatif berdasarkan prosedur pengambilan sampel, dapat digunakan. Cihlar dkk. (1998) memberikan enam kriteria untuk mengevaluasi efektivitas metode klasifikasi: akurasi, pengulangan, *robustness*, kapasitas untuk sepenuhnya memanfaatkan isi informasi data, aplikasi yang sama, dan objektivitas (Lu dan Weng, 2007).

Sebelum melakukan evaluasi akurasi hasil model klasifikasi, perlu dipahami asal-usul kesalahan/error. Selain kesalahan dari klasifikasi itu sendiri, sumber kesalahan lainnya, seperti kesalahan posisi akibat registrasi, kesalahan interpretasi, dan kualitas sampel pelatihan atau pengujian yang buruk, semuanya mempengaruhi akurasi klasifikasi. Dalam proses penilaian akurasi, umumnya diasumsikan bahwa perbedaan antara hasil model dan data referensi disebabkan oleh kesalahan klasifikasi (Stehman dan Czaplewski, 1998). Pendekatan matriks kesalahan adalah yang paling banyak digunakan dalam penilaian akurasi (Foody, 2002). Untuk menghasilkan matriks kesalahan dengan benar, kita harus mempertimbangkan faktor-faktor berikut: (1) pengumpulan data referensi, (2) skema klasifikasi, (3) skema sampling, (4) autokorelasi spasial, dan (5) ukuran sampel dan unit sampel (Congalton, 2001). Setelah pembuatan matriks kesalahan, elemen penilaian akurasi penting lainnya, seperti akurasi keseluruhan/*overall accuracy*, *omission error*, *commission error*, dan *kappa coefficient* dapat ditentukan (Congalton, 2001; Foody, 2004). Koefisien Kappa adalah ukuran kesepakatan statistik keseluruhan matriks kesalahan yang memperhitungkan faktor non-diagonal. Analisis Kappa secara luas diakui sebagai alat yang kuat untuk menganalisis matriks kesalahan tunggal dan mengevaluasi perbedaan antara matriks kesalahan yang berbeda (Congalton, 2001; Foody, 2002).

Tabel 6.1 Hasil Uji Akurasi pada Perkebunan Kelapa Sawit di Asahan, Sumatera Utara

Uji Akurasi			Total
Kelas Umur	Tahun tanam (ha)	Hasil model (ha)	
Sudah Menghasilkan	1455,45006	1141,075269	78%

6.3 Dokumen HKI - ISBN dan standard prosedur

Dokumen model umur kelapa sawit berbasis citra satelit telah mencapai 100% (dalam proses ISBN), dokumen informasi tematik umur kelapa sawit telah mencapai 100% (dalam proses HKI/ ISBN), dokumen standardisasi prosedur telah mencapai 100% (dalam proses HKI). Cover dokumen dapat dilihat pada gambar 6.12 dan lengkap nya terlampir.



Gambar 6.12 Capaian Dokumen Penelitian

6.3 Publikasi Ilmiah

Publikasi jurnal internasional (Q2) yang berstatus published di Jurnal Sensors Hindawi dengan judul “ *The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging* “, <https://doi.org/10.1155/2021/6625774> dan satu buah Jurnal Internasional Submitted.



Gambar 6.13. Capaian Luaran Artikel Jurnal Internasional status telah *published*

1 Type of the Paper (Review)

2 Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing Data: 3 A Review

4 Rika Hemawati ^{1,2}, Soni Darmawan ^{1,3}*, and Ketut Wikantika ^{1,3}

5 ¹ Department of Geodesy Engineering, Faculty of Civil Engineering and Planning, Institut Teknologi

6 Nasional Bandung, PPHI Mustofa No. 23, Bandung 40124, West Java, Indonesia;

7 ² Department of Geodesy and Geomatics, Faculty of Earth Sciences and Technology, Institut Teknologi

8 Bandung, Ganesha No. 10, Bandung 40132, West Java, Indonesia;

9 ³ Center for Remote Sensing (CES), Institut Teknologi Bandung, Ganesha No. 10, Bandung 40132, West Java,

10 Indonesia

11 * Correspondence: soni_darmawan@itenas.ac.id; Tel.: +62 822 1660 2544 (SD)

12 Received: date; Accepted: date; Published: date

13

14 **Abstract:** Oil palm phenology has many advantages for managing the sustainability of oil palm
15 plantation. The phenology of oil palms is a key issue in harvesting estimation, fruit bunch
16 production, estimating oil palm taxes, replanting, fertilizer, and detecting oil palm disease. One of
17 the recent technologies for identification of oil palm phenology is the use of remote sensing
18 technology. This paper reviewed over one hundred existing journal papers on remote sensing for
19 oil palm phenology. The review includes state of the art identification and mapping of oil palm
20 phenology based on sensors, physical tree parameters, and classification technique, and also the
21 state of the art in developing regression model of oil palm phenology based on wavelength, physical
22 tree parameter, and type of regression model. We found it still challenging to improve suitable
23 techniques for identification, classification, and developing regression model of oil palm phenology.
24 There is a lot of potential in combining multisensor, suitable classification method and regression
25 model for oil palm phenology. For future studies on oil palm phenology, we recommend integrating
26 machine learning with oil palm biophysical parameters based on multisensor remote sensing
27 technologies. Deep learning on CNNs can be expanded to create classification and regression
28 models with a large number of parameters.

29 **Keywords:** Oil Palm, Phenology, Remote Sensing, biophysical, classification, regression model, and
30 Deep Learning.

31

32

33 1. Introduction

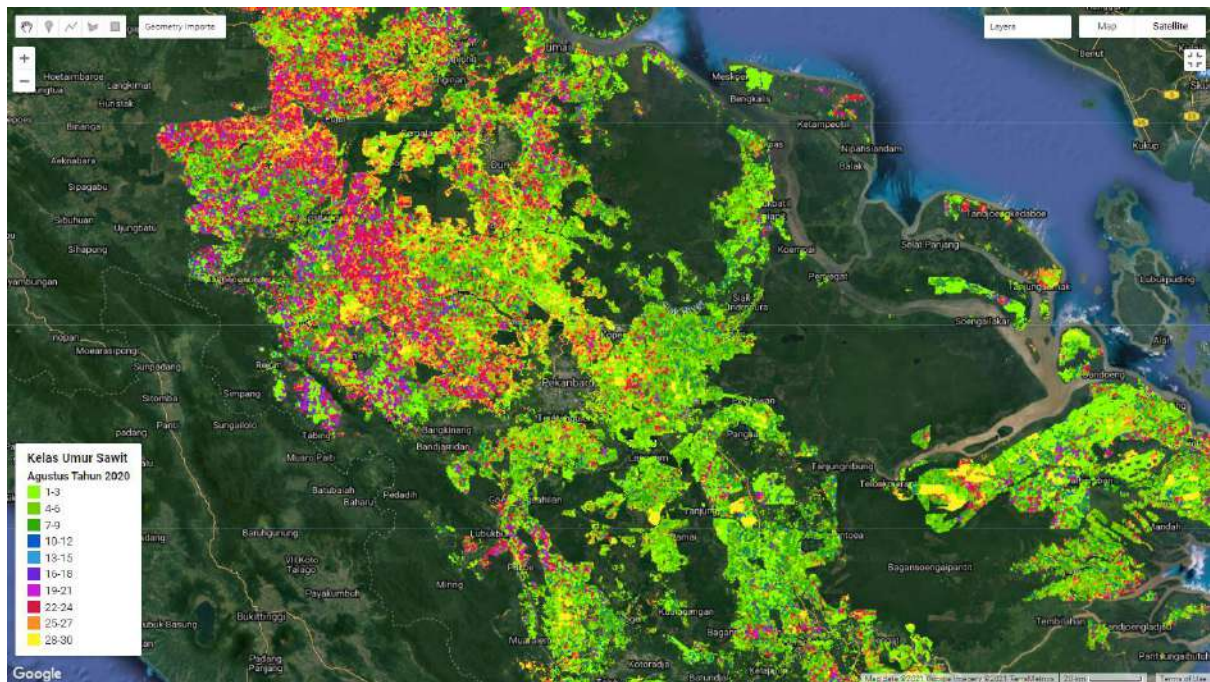
34 Oil palm is the world's most commonly produced plant oil. Palm fruit oil, also known as oil
35 palm, is extracted from the flesh of the oil palm fruit (*Elaeis guineensis*) [1]. The oil palm has been
36 cultivated in more than 43 tropical countries, especially between 10°N and 10°S at the equator [2],
37 and the oil palm obtained from the fruits is used in the manufacture of foods, pharmaceuticals,
38 biofuels, lubricating greases, and else [1]. Oil palm cultivated vary widely depending on the age and
39 location of the plantation stands [3].

40 Southeast Asia is a strategic location for oil palm cultivation because it requires humid tropical
41 equatorial conditions [1]. The oil palm was accommodated by the tropical conditions with high
42 humidity, high solar radiation and a temperature of 24–32°C [1]. There aren't many countries with
43 similar ideal temperatures and rainfall patterns [4]. The oil palms are planted in rows, with 9-meter

Gambar 6.14. Capaian Tambahan Luaran Artikel Jurnal Internasional status telah
submitted

6.5 Aplikasi awal sistem monitoring umur kelapa sawit berbasis web service (Rencana Tahun Ke-2).

Aplikasi awal sistem monitoring umur kelapa sawit dalam platform Google Earth Engine (GEE) terlihat pada gambar 6.15.



Gambar 6.15 Informasi awal umur kelapa sawit pada GEE

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. 2017. Ekspor – Impor. Badan Pusat Statistik. <http://www.bps.go.id>.
- Basiron, Y. 2002. *Palm Oil and Its Global Supply and Demand Prospects*, *oi Palm Industry Economic Journal*, 2 (1): 1-10.
- Camille, dkk. 2010. *Evaluation of Oil Palm Fungal Disease Infestation with Canopy Hyperspectral Reflectance Data*, *Sensors* 10, p.734-747, ISSN 1424-8220, www.mdpi.com/journal/sensors.
- Carolita, I., I Made P., Y. Erowati, dan Asikin A. (1995). *Monitoring Keadaan Hutan dengan Menggunakan Data NOAA AVHRR di Daerah Kalimantan Barat dan Sebagian Kalimantan Timur*. *Warta LAPAN* volume 43 Hal 3242. Jakarta.
- Carolita, I., dkk. 2015. *Growth Profile Analysis of Oil Palm by Using SPOT6 the case of North Sumatra* *Intemational Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*, Vol, 12 No. 1, p.21-26.
- Carolita, Darmawan, dkk., 2019. "Comparison of Optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in Oil Palm Monitoring, Case Study: Asahan, North Sumatera, Indonesia". *Earth and Environmental Science* 280 (1), 012015.
- Chong, K.L., dkk. 2017. *A Review of Remote Sensing Applications for oil palm Studies*. *Journal Geo-spatial Information Science*, Volume 20, 2017, Issue 2.
- Danoedoro, Projo. (1996). *Pengolahan Citra Digital Teori dan Aplikasinya dalam Bidang Pengindraan Jauh*. Diklat Kuliah. Yogyakarta.
- Danoedoro, Projo. (2012). *Pengantar Penginderaan Jauh Digital*. Yogyakarta: ANDI Yogyakarta.
- Darmawan, S., Takeuchi, W., Haryati, A., dkk. 2016. An investigation of age and yield of fresh fruit bunches of oil palm based on ALOS PALSAR 2. *Earth and Environmental Science* 37 (1), 012037.
- Darmawan dkk., 2018. "State of The Art Remote Sensing Technology For Oil Palm Management In Indonesia". *ACRS Conferences*, Kuala Lumpur, Malaysia.
- Eko, Rudi. (2012). *Klasifikasi Penutupan Lahan Hutan Mangrove Di Kecamatan Buduran, Kabupaten Sidoarjo, Provinsi Jawa Timur, Dengan Citra Satelit Terrasar-X High Resolution*. Skripsi Program Sarjana pada Fakultas Pertanian IPB. Bogor.
- Ermawati, T. dan Saptia, Y 2013. Kinerja Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 7 (2), 129-147.
- Fibriawati, Liana. 2016. *Koreksi Radiometrik Citra Spot 6 menggunakan metode Modtran 4*. Pusat Teknologi dan Data Pengindraan Jauh Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional (LAPAN).
- FLAASH, Use's Guide. (2009). *Atmospheric Correction Module: QUAC and FLAASH User's Guide*. Version 4.7. ITT Visual Information Solution Inc.
- Grefie, Dwinita. 2013. Aplikasi Citra Penginderaan Jauh untuk Estimasi Produksi Kelapa Sawit berbasis NDVI (Perkebunan PT. Mutiara Sawit Seluma, Bengkulu), *Prosiding pertemuan ilmiah tahunan XX & kongres*, ISBN/ISSN 978-602-97569-2-0, p.850-858, MAPIN.
- Gujarati dan Porter. 2009. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Salemba Empat. Jakarta.
- Hadi, Arditha. (2016). *Pemanfaatan Citra Pengideraan Jauh Landsat 8 Oli Untuk Pemetaan Leaf Area Index Umur Tanam Kelapa Sawit Dengan Menggunakan Metode (Infrared Index)*. Kartografi dan Pengindraan Jauh Universitas Gajah Mada.
- Harintaka, et.al. 2007. Deteksi Lokasi Perkebunan Kelapa Sawit di Kota Bengkulu dari Citra Satelit Landsat 7 ETM+ Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan, FT-UGM, Yogyakarta.
- Heratania Aprilia, et.al. 2017. Efektivitas Transformasi Indeks Vegetasi Penekan Pengaruh Atmosfer Berbasis Citra SPOT-6 untuk Estimasi Produksi Tanaman Kelapa Sawit (*Elaeis Guineensis Jacq*) di Sebagian Kabupaten Indragiri Hulu, Riau, *Majalah ilmiah global*, Vol. 19, No. 1, April 2017 : 11-20, LAPAN.
- Hermansyah dan Dwiza. (2016). *Aplikasi Statistika Deskriptif itu Mudah*. Jakarta: Khalifah mediatama.
- Huete, A. (1988). "A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)." *Remote Sensing of Environment* 25 295-309.

- Jansen Sitorus, et.al. 2015. *Classification of Vegetation Oil Palm Age Using SPOT The case of Tama laul South Kalimantan*. Jurnal LAPAN, Remote Sensing Application Cente, p 1-8.
- Kamaruzaman, Jusoff. 2009. *Mapping of individual oil Palm Trees using Airborne hyperspectral Sensing: An overvie*, Yale University, Yale's Centre for Earth Observation, USA, Vol I-No, 1.
- Laili Nordin. 2002. *Application Of Aircsar Data To Oil Palm Tree Characterization Malaysian Centre For Remote Sensing (MACRES) Malaysia*.
- Laju Gandharum & Chi Farn Chen. 2011. Pemanfaatan Infolinasi Teksuur untun Klasifikasi Tanaman sawit menggunakan Citra FORMOSAT-2, *Indonesian Journal of Geoscience and echnology*, vol. 1, No.2, BPPT.
- Levin, Richard and David S Rubin. (1998). *Statistic For Management. 7 th Edition*. Prentice-all International Inc.
- Lissa Fajri dan Ryota Nagasawa. 2015. *ALOS-Sensor data integration for the detection of smallholder's oil palm plantation in Southern Sumatra, Indonesia*, Vol. 31 (2) : 27 – 40, Tottori, Japan.
- Morel, Alexandra C, et.al. 2011. *Estimating AboveGround Biomass in Forest & oil Palm Plantation in Sabah, Malaysian Barneo Using ALOIS PALSAR Data*, journal Forest Ecologi and Management, p 1786-1798.
- Nooni, I.K., A.A. Duker, I. Van Duren, L. Addae-Wireko & E.M. Osei Jnr (2014). *Support vector machine to map oil palm in a heterogeneous environment*. *International Journal of Remote Sensing* Vol. 35, No. 13, 4778–4794.
- Priske Kandia, dkk. 2012. *Pembentukan Model & Parameter untuk Estimasi Kelapa Sawit menggunakan Lidar, Bunga Rampai Penginderaan Jauh Indonesia*, ITB, Bandung.
- Rouse, J., R. Haas, J. Schell, and D. Deering. (1973): *Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. Third ERTS Symposium, NASA309-317*.
- Rakhmawati, Melinda. (2012). *Hubungan biomassa penutupan lahan dengan indeks vegetasi di Kabupaten Mamuju Utara, Sulawesi Barat*. Skripsi Program Sarjana Fakultas Pertanian Institut Pertanian Bogor.
- Regnskogfondet. 2015. *Perkembangan Kerangka Tata Kelola Kelapa Sawit di Indonesia (mplikasi untuk Sektor Kelapa Sawit yang Bebas Dari Deforestasi dan Bebas dari Gambut)*, Daemeter Bogor.
- Saeed, Osama Mohammed Ben. et.al, 2012. *Classification of oil palm fresh fruit bunches based on their maturity using portable four-band sensor system*. *Computers and Electronics in Agriculture* 82, p55-60.
- Sari, Sri Mas. 2017. *Kelapa Sawit : Inovasi Teknologi Pacu Produktivitas Kalimantan Bisnis*, <http://kalimantan.bisnis.com/read/20170719/452672684/kelapasawit> inovasi-teknolo produktivitas.
- Setyowati, Heratania. (2015). *Aplikasi Citra Spot-6 Berbasis Transformasi spektral Untuk Estimasi Produksi Kelapa Sawit*. Kartografi dan Pengindraan Jauh Universitas Gajah Mada.
- Tridawati dan Darmawan, 2018. "Estimation the oil palm age based on optical remote sensing image in Landak Regency, West Kalimantan Indonesia". *Earth and Environmental Science* 169 (1), 012063.
- Tucker, C. (1979): *"Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. Remote Sensing of Environment* 8127-150.
- Uktoro, Arief Ika. 2017. Analisis Citra Drone untuk Memonitoring Kesehatan Tanaman Kelapa Sawit, *Jurnal Agroteknose*, Vol. 8, No. 2.
- Yuqi Cheng, dkk. 2016. *Oil Palm Mapping using Landsat and PALSAR : a case study in Malaysia*, Vol. 37, Issue 22, *International Journal of Remote Sensing*.

LAMPIRAN 1
PUBLIKASI JURNAL INTERNASIONAL
(Telah Published)

Manuscript submitted to Journal of Sensors

1 message

Journal of Sensors <salma.sayed@hindawi.com>

To: rikah@itenas.ac.id

Fri, Nov 27, 2020 at 10:33 PM



Dear Dr. Hernawati,

The manuscript titled "The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging" has been submitted to Journal of Sensors by SONI DARMAWAN.

To confirm the submission and view the status of the manuscript, please verify your details by clicking the link below.

Thank you for submitting your work to Journal of Sensors.

CREATE ACCOUNT

Kind regards,
Salma Sayed
Journal of Sensors

This email was sent to rikah@itenas.ac.id. You have received this email in regards to the account creation, submission, or peer review process of a submitted paper, published by Hindawi Limited.

Hindawi Limited, 3rd Floor, Adam House, [1 Fitzroy Square, London, W1T 5HF, United Kingdom](#)

Hindawi respects your right to privacy. Please see our [privacy policy](#) for information on how we store, process, and safeguard your data.

[Unsubscribe](#)

Fwd: Files requested - The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging

1 message

SONI DARMAWAN <soni_darmawan@itenas.ac.id>

Mon, Feb 1, 2021 at 9:32 PM

To: Rika Hernawati <rikah@itenas.ac.id>

Punten...

----- Forwarded message -----

Dari: **Quality Checking Team** <support@hindawi.com>

Date: Sen, 1 Feb 2021 pukul 21.17

Subject: Files requested - The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging

To: <soni_darmawan@itenas.ac.id>



Dear Dr. SONI DARMAWAN,

Regarding your manuscript The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging 6625774, we would be grateful if you could please address the following:

- **Please upload editable figure files and tables separately.**
 - The resolution of all figures are insufficient. We require better-resolution and better-quality versions which include clear labels and clear texts. Each figure should be a separate ps eps ai Visio wmf emf Word Excel PowerPoint or PDF file which can be edited. Please note that jpg bmp png and tif files cannot be edited by default.

Once these are taken care of we can continue with the process.

Kind regards,
Quality Checking Team

This email was sent to soni_darmawan@itenas.ac.id. You have received this email in regards to the account creation, submission, or peer review process of a paper submitted to a journal published by Hindawi Limited

Hindawi Limited, 3rd Floor, Adam House, [1 Fitzroy Square, London, W1T 5HF, United Kingdom](#)

Hindawi respects your right to privacy. Please see our [privacy policy](#) for information on how we store, process, and safeguard your data.

Unsubscribe

--

Dr. Soni Darmawan

**Dean Faculty of Civil Engineering and Planning
Institut Teknologi Nasional (ITENAS)**

PHH. Mustafa No. 23 Bandung 40124 West Java Indonesia

mobile phone : +62 822 1660 2544

phone: +62 22 727 2215 fax: +62 22 720 2892

email : soni_darmawan@itenas.ac.id; soni_darmawan@yahoo.com

<http://www.itenas.ac.id>,

Fwd: Your manuscript has been accepted for publication

1 message

SONI DARMAWAN <soni_darmawan@itenas.ac.id>

Wed, Feb 17, 2021 at 10:52 AM

To: Rika Hernawati <rikah@itenas.ac.id>, Rika Hernawati <riecchah@gmail.com>

Sent from my iPhone

Begin forwarded message:

From: Journal of Sensors <salma.sayed@hindawi.com>**Date:** 28 January 2021 14.02.53 GMT+7**To:** soni_darmawan@itenas.ac.id**Subject:** Your manuscript has been accepted for publication

Dear Dr. DARMAWAN,

I am delighted to inform you that the review of your Research Article 6625774 titled The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L- band polarimetric SAR imaging has been completed and your article has been accepted for publication in Journal of Sensors.

Please visit the manuscript details page to review the editorial notes and any comments from external reviewers. If you have deposited your manuscript on a preprint server, now would be a good time to update it with the accepted version. If you have not deposited your manuscript on a preprint server, you are free to do so.

We will now check that all of your files are complete before passing them over to our production team for processing. We will let you know soon should we require any further information.

As an open access journal, publication of articles in Journal of Sensors are associated with Article Processing Charges. If applicable, you will receive a separate communication from our Editorial office in relation to this shortly. In regards to payments, we will:

- **Only ever contact you from @hindawi.com email addresses.** If you receive communications that claim to be from us, or one of our journals, but do not come from an @hindawi.com email address, please contact us directly at help@hindawi.com
- **Only ever request payment through our own invoicing system.** Any email requesting payment will always be from an @hindawi.com email address and will always direct you to our invoicing system with a link beginning <https://invoicing.hindawi.com>

If you receive payment requests or information in ways other than this, or have any questions about Article Processing Charges, please contact us at help@hindawi.com.

Finally, we have partnered with leading author service providers to offer our authors discounts

on a wide range of post-publication services (including videos, posters and more) to help you enhance the visibility and impact of your academic paper. Please [visit our author services page to learn more](#).

Thank you for choosing to publish with Journal of Sensors.

MANUSCRIPT DETAILS

Kind regards,
Yuan Li

This email was sent to soni_darmawan@itenas.ac.id. You have received this email in regards to the account creation, submission, or peer review process of a submitted paper, published by Hindawi Limited.

Hindawi Limited, 3rd Floor, Adam House, [1 Fitzroy Square, London, W1T 5HF, United Kingdom](#)

Hindawi respects your right to privacy. Please see our [privacy policy](#) for information on how we store, process, and safeguard your data.

[Unsubscribe](#)

6625774: Galley Proof Corrections Needed

1 message

production.a@hindawi.com <production.a@hindawi.com>

Sun, Feb 21, 2021 at 4:01 PM

To: soni_darmawan@itenas.ac.id

Cc: dede_dirgahayu03@yahoo.com, yohaneskunto925@gmail.com, dewiks@itenas.ac.id, ita.carolita@yahoo.com, rikah@itenas.ac.id, agustan@bppt.go.id, didin@itenas.ac.id, widya@itenas.ac.id, wiratmoko2nd@gmail.com

Dear Dr. DARMAWAN,

We have not received the corrected galley proofs of Research Article 6625774 titled "The potential scattering model for oil palm phenology based on spaceborne X-, C- and L-band polarimetric SAR imaging." You can apply your corrections directly to the manuscript with the Online Proofing System (OPS).

Using the OPS, authors can quickly and easily make corrections online to their galley proofs and submit these corrections with a single click.

<http://ops.hindawi.com/author/6625774/>

If a new corresponding author is added, they must log into their manuscript tracking system account and add their ORCID ID. Any additional ORCID IDs added on during proofing will also need to be updated on that author's account. Delays can occur if this isn't done.

Please send us your corrected galley proofs within two days.

Best regards,

--

Hindawi Production Team

Hindawi

<https://www.hindawi.com>

6625774: Your article has been published

1 message

Salma Sayed <salma.sayed@hindawi.com>

Fri, Mar 12, 2021 at 8:36 PM

To: rikah@itenas.ac.id

Dear Dr. Hernawati,

I am pleased to let you know that your article has been published in its final form in "Journal of Sensors."

Rika Hernawati, "The Potential Scattering Model for Oil Palm Phenology Based on Spaceborne X-, C-, and L-Band Polarimetric SAR Imaging," Journal of Sensors, vol. 2021, Article ID 6625774, 14 pages, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/6625774>.

You can access this article from the Table of Contents of Volume 2021, which is located at the following link:

<https://www.hindawi.com/journals/js/contents/>

Alternatively, you can access your article directly at the following location:

<https://www.hindawi.com/journals/js/2021/6625774/>

"Journal of Sensors" is an open access journal, meaning that the full-text of all published articles is made freely available on the journal's website with no subscription or registration barriers.

If you would like to order reprints of this article please click here, <https://www.hindawi.com/journals/js/2021/6625774/reprint/>.

Best regards,

Salma Sayed
Journal of Sensors
Hindawi
<https://www.hindawi.com/>

Research Article

The Potential Scattering Model for Oil Palm Phenology Based on Spaceborne X-, C-, and L-Band Polarimetric SAR Imaging

Soni Darmawan ¹, Ita Carolita,² Rika Hernawati ¹, Dede Dirgahayu,² Agustan ³,
Didin Agustian Permadi,¹ Dewi Kania Sari ¹, Widya Suryadini,¹ Dhimas Wiratmoko,⁴
and Yohanes Kunto¹

¹Institut Teknologi Nasional Bandung (ITENAS), PKH. Mustofa 23. Bandung 40124, Indonesia

²Remote Sensing Applications Center of National Institute of Aeronautics and Space (LAPAN), Kalisari 8, Pekayon, Pasar Rebo, East Jakarta 13710, Indonesia

³Agency for the Assessment and Application of Technology (BPPT), M.H Thamrin 8 Jakarta 10340, Indonesia

⁴Indonesian Oil Palm Research Institute, Brigjen Katamso 51, Medan 20158, Indonesia

Correspondence should be addressed to Soni Darmawan; soni_darmawan@itenas.ac.id

Received 27 November 2020; Revised 20 January 2021; Accepted 7 February 2021; Published 8 March 2021

Academic Editor: Zhenxing Zhang

Copyright © 2021 Soni Darmawan et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Information about oil palm phenology is required for oil palm plantation management, but using spaceborne polarimetric radar imagery remains challenging. However, spaceborne polarimetric radar on X-, C-, and L-band is promising on structure vegetation and cloud area. This study investigates the scattering model of oil palm phenology based on spaceborne X-, C-, and L-band polarimetric Synthetic Aperture Radar (SAR) imaging. The X-, C-, and L-band polarimetric SAR are derived from spaceborne of TerraSAR-X, Sentinel-1A, and ALOS PALSAR 2. Study area is located in oil palm plantations, Asahan District, North Sumatra, Indonesia. The methodology includes data collection, preprocessing, radiometric calibration, speckle filtering, terrain correction, extraction of scattering value, and development of scattering model of oil palm phenology. The results showed different scattering characteristics for the X-, C-, and L-band polarimetric SAR of oil palm for age and found the potential of the scattering model for oil palm phenology based on the X-band on HH polarization that showed a nonlinear model with $R^2 = 0.65$. The C-band on VH and VV polarization showed a nonlinear model with $R^2 = 0.56$ and $R^2 = 0.89$. The L-band on HV and HH polarization showed a logarithmic model with $R^2 = 0.50$ and $R^2 = 0.51$. In this case, the most potential of the scattering model of oil palm phenology based on R^2 is using C-band on VV polarization. However, the scattering model based on X-, C-, and L-band is potentially to be used and applied to identify the phenology of oil palm in Indonesia, which is the main parameter in yield estimation. For the future phenology model needs to improve accuracy by integrating multisensors, including different wavelengths on optical and microwave sensors and more in situ data.

1. Introduction

Oil palm (*Elaeis guineensis*) is a palm tree that is generally planted in Southeast Asia, particularly in Malaysia, Indonesia, and Thailand. Oil palm can produce cooking oil, mechanical oil, and fuel, widely utilized in daily life and industry [1, 2]. Oil palm obtained from seeds or portions in a hard mesocarp shell produces around 80% saturated fat that can be utilized as a raw material for the production of soap, cleansers, and other substances in the oleochemical

industry [3–5]. Oil palm has an exceptional potential to be used as a biofuel in the future [6]. High yields and low production costs from oil palm are the reasons that encourage commercial plantation companies to develop oil palm trees for a considerable scope [7]. Because of expanding worldwide interest for nourishment and fuel, oil palm cultivation has been extended exponentially [8], and nowadays, oil palm is one of the most consumed vegetable oils in the world [9].

Southeast Asia has the ideal condition for oil palm cultivation because it needs the moist equatorial condition [10].

Oil palm is adapting to the tropical atmosphere with a high precipitation rate, high intensity of global radiation, and warm temperature of 24–32°C [11]. The regular dry season in the tropical areas could significantly reduce oil palm yields [3]. The oil palms are generally planted in triangular patterns with a nine-meter interplanting distance (see Figure 1), following an industry standard to maximize yield with optimal sunlight penetration [3]. A planting density of 130–140 palms for each is the general practice. However, it varies according to the planting conditions and oil palm breed type [9, 12, 13]. Terrace planting usually facilitates a countermeasure to run off water and maximizing planting density in hilly areas [14].

Oil palm plantations are planted per block so that all plants in each block have a uniform age. The age of oil palm is the main parameter in yield estimation. Oil palm age is one of the significant variables affecting the production of fruit bunches [3, 10]. Age information of oil palm is a good indicator of yield prediction as it influences the quality and quantity of the fresh fruit bunches [16]. Besides, age information is essential to precision agriculture to recognize anomalies among oil palms inside a specific age group to plan counteractive management practices and optimize management resources [10, 17]. In other cases, oil palm age information is required for the tax estimation, replanting time, and identification of oil palm diseases [15]. Organization or plantation management favors such useful data for maximizing oil palm yield, one of the most important influencing benefits [10]. According to Tan et al. [10], collecting age information on oil palm trees is time-consuming and costly, particularly on a large or regional scale. The age of oil palm growth affects the physical and environment of the oil palm plantation itself. According to Tan et al. [10] and Chemura et al. [16], canopy height and size of oil palms have a strong correlation with age.

Spaceborne technology has been commonly applied in the agriculture and forestry sectors. These technologies are proven to provide a precise, affordable, and efficient solution for agricultural and forestry planning, monitoring, and management [18]. According to Henderson and Lewis [19], although sensors in the optical range of the electromagnetic spectrum have gotten the best consideration and have widely used, considerable effort has been invested into the utilization of radar sensors. Microwave sensors have become a promising technology in the application of remote sensing due to their cloud penetration ability and their capability to obtain data in all-weather day-night conditions. The microwave sensor also relies on its internal energy source, unlike the optical sensors, which rely on sunlight's external energy source. Scatter radar is very sensitive to the dielectric properties (soil moisture and vegetation) and attributes of the geometric conditions (surface roughness) of objects on the surface of Earth [20].

Many regions in the world (e.g., areas covered by clouds and lacking light), radar is the only sensor that can reliably provide consistent and periodic data. A radar sensor can obtain information in the electromagnetic spectrum bands K (1.1–1.7 cm), X (2.4–3.8 cm), C (3.8–7.5 cm), L (15–30 cm), and P (30–100 cm) [20], with the polarization of

Horizontal to Horizontal (HH), Vertical to Vertical (VV), Horizontal to Vertical (HV), or Vertical to Horizontal (VH), which have varying ranges and azimuth resolutions [21]. Each of these wavelengths has a unique characteristic related to the reflection from forest stands [22]. The X-band interacts with leaves and canopy cover surfaces; hence, it is very suited for information on the tree canopy surface layer [23]. The C-band can penetrate through the leaves and spread to small branches and other underlying objects [24]. The L-band, which has a higher penetration capability, can penetrate the surface layer and spread to the stems and main branches [25, 26]. The P-band has the highest penetration capability and can penetrate the canopy covers [27].

Many studies developed the model of oil palm phenology derived from scattering characteristics and any parameter, such as derived from biomass [27], leaf area index (LAI) [10, 17], height tree and tree diameter [10], crown projection area (CPA) [16], scattering [28], NDVI [10, 17, 29–31], and spectral band [10, 17, 28, 32]. However, to our best knowledge, information about phenology based on spaceborne X-, C-, and L-band polarimetric SAR has been limited and fragmented in Indonesia. In this study, we pioneered to investigate the scattering model of oil palm phenology in Indonesia based on spaceborne X-, C-, and L-band polarimetric SAR simultaneously.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area. Study area in Asahan Regency, North Sumatra, Indonesia. This regency has the capital of Kisaran City and covers an area of 3702.97 km². A part of Asahan regency was selected as the study area, which is an oil palm plantation area located in Hessa Plantation, Simpang Empat, Asahan Regency, 2.98° east longitude and 99.67° north latitude and 2.92° east longitude and 99.75° north latitude (Figure 2).

The Asahan Regency is in the central part of the North Sumatra Province eastern coast. The district is mainly agricultural, and the primary land uses are oil palm and rubber plantations inland, with coconut groves and aquaculture ponds by the sea [33]. The first Indonesian oil palm plantation was founded in Asahan [34]. In 1911 during the Dutch colonial era, a Belgian company opened the first commercial oil palm plantation [35], and Asahan was a pioneer in the East Coast area of Sumatra [34, 36]. The large plantation area owned by many private companies and the state-owned Perkebunan Nusantara Company contributes a great deal to most Asahan citizens' economic needs. The plasma plantation scheme is owned by a smallholder whose management is supported by the company (as a central plantation) [34].

Asahan District has a factory capacity of 50 tons of fresh fruit bunch (FFB) per hour [37]. According to Budidarsono et al. [38], on the eastern coast of Sumatra, oil palm production (CPO) increased drastically. The area of the first farm, which was built in 1910–1914, was 2620 ha. The location biophysics is suitable for oil palm growing, with high rainfall (minimum 1600 mm/year) and a tropical climate within 10° of the equator. Land and labor, the most significant inputs, were available [38].

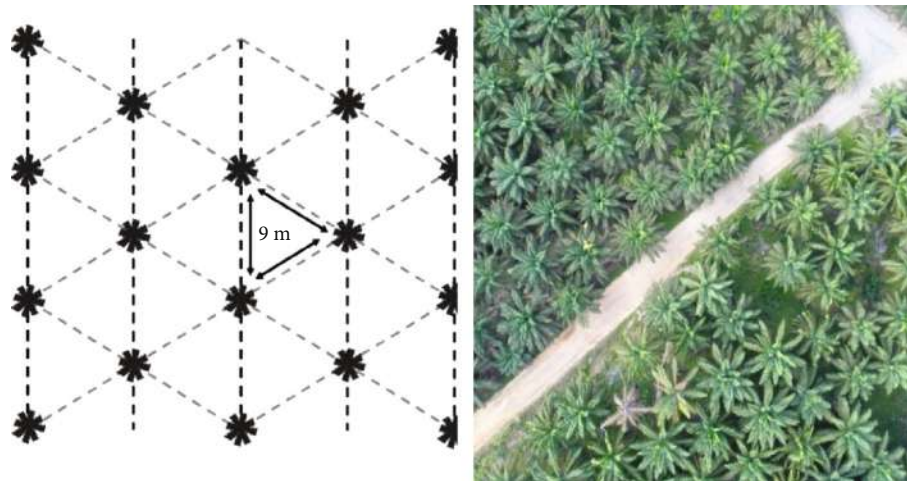


FIGURE 1: The oil palms planted in triangular patterns (source: [9, 15]).

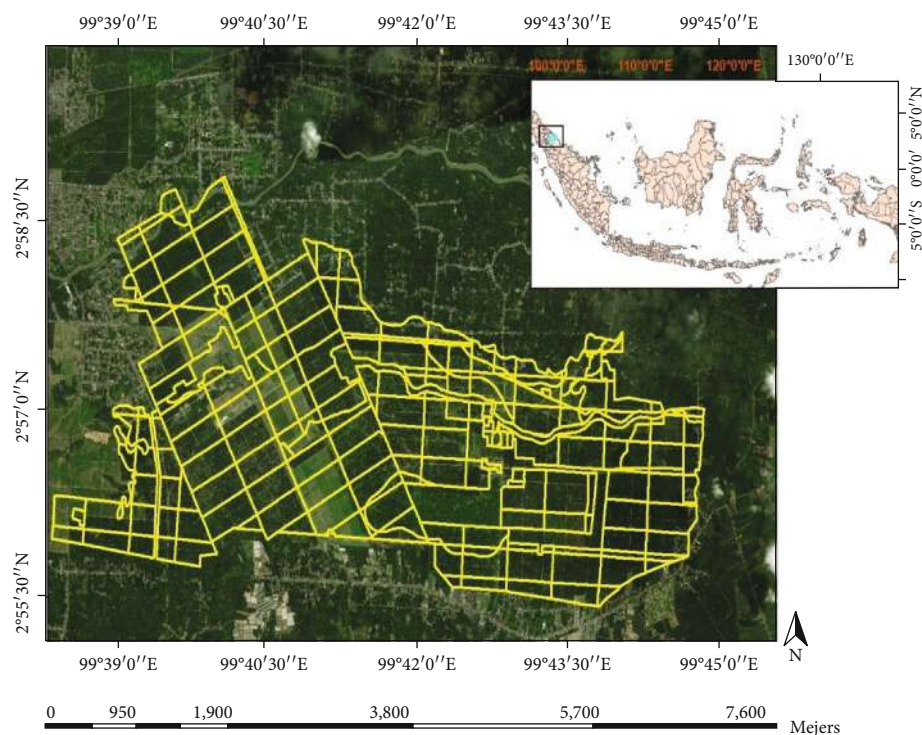


FIGURE 2: Study Area in Asahan Regency, North Sumatra, Indonesia.

2.2. Methodology. The methodology includes data collection, preprocessing, radiometric calibration, speckle filtering, terrain correction, extracting scattering value, and development scattering model based on spaceborne X-, C-, and L-band polarimetric SAR (Figure 3).

2.2.1. Data Collection. Collecting of variety polarimetric SAR imaging, including TerraSAR-X (X-band), Sentinel-1A (C-band), and ALOS PALSAR 2 (L-band) (Figure 4). TerraSAR-X and ALOS PALSAR-2 data were obtained from the National Institute of Aeronautics and Space-Indonesia (LAPAN), while Sentinel-1A data were collected from the

European Space Agency (ESA) Copernicus. The details of the SAR imaging are presented in Table 1.

The topography elevation data were derived from Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM), which has a spatial resolution of around 90 meters, and were processed by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) and the United States Geological Survey (USGS). The data were projected in a geographic (Lat/Lon) projection, with the WGS84 horizontal datum. Field data collection was conducted in 2020 that collected planting age blocks of oil palm and some photograph in the study area (Figures 5 and 6). In this study area, we used 174 blocks, which represent 11 varieties of oil palm age from 0 to 25 years. This planting age

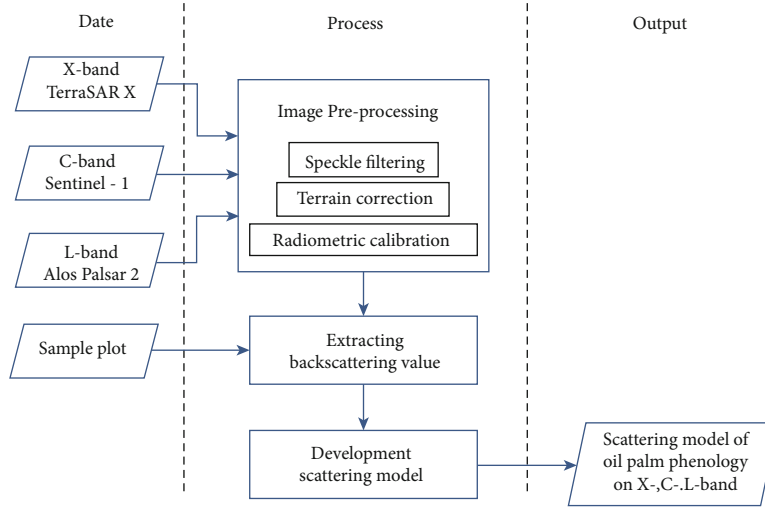


FIGURE 3: Methodology.

block data is used as a boundary in taking the region of interest (ROI) based on the scattering value with totally around 44,000 pixels.

2.2.2. Preprocessing

(1) *Speckle Filtering.* SAR imaging interpretation and classification principal problem is the speckle effect caused by wave coherent interference reflected from many primary scatterers [39]. Speckle appears in SAR imaging as granular noise due to waves interference reflected from many basic scatterers [40]. Speckle filtering is a procedure to increase image quality by reducing speckle. The enhanced Lee filter with a window size of 7×7 has been chosen in this study to minimize speckle effect on the images [41, 42], also to remove noise in the edge and high contrast area [40] without loss of information [43], because previous research showed reduction in speckles on SAR data using the Lee Filter before extracting the scattering value [24]. According to Lee et al., this algorithm is the best algorithm for segmentation crop filed purpose [40].

(2) *Terrain Correction.* The preprocessed image was also terrain correction to eliminate the distortion introduced by the topographical variations. The purpose of terrain correction for SAR imaging is to minimize the SAR geometry effects (foreshortening, layover, and shadow) towards radar images [24]. The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) was used as the Digital Elevation Model (DEM) to provide height information [44] using Range-Doppler Terrain Correction [24]. The geometric corrections were performed on all SAR (X-, C-, and L-band) data of the study area. All images were rectified, and the data were projected in geographic (Lat/-Long) projection, with the WGS84 datum.

(3) *Radiometric Calibration.* Calibration of the scattering values is necessary for the intercomparison of radar images acquired with different sensors or images obtained by the same sensor if acquired in different modes or processed with

different processors [45]. Radiometric calibration resulting in sigma naught (σ°) [45].

The radiometric calibration process for X-band first calculated the radar brightness β°_{dB} (beta zero, as contained in dB) derived from the polarization-specific calibration factor k_s (in equation (1)) and converted from digital numbers (DN) to sigma naught (σ°) using equation (2) [39, 46]:

$$\beta^\circ_{dB} = 10 \times \log_{10}(K_s DN^2). \quad (1)$$

The final radiometric calibration was performed by calculating sigma naught (σ°) using

$$\sigma^\circ = \beta^\circ_{dB} + \log_{10}(\sin \theta_{loc}). \quad (2)$$

where θ_{loc} , the local incident angle image, is defined for the four scenes' angle position, based on 2D interpolation across the performed image dimensions. The interpolation method applied is based on Delaunay's triangulation of data using the Qhull algorithm [47]. In conclusion, the local incident image has the same dimensions as the scene image and produces specific information about each pixel's local incident angle [39].

While the scattering value of the C-band is transforming the gamma-calibrated scattering coefficient [48], the C-band product uses a radiometric calibration look-up table (LUT) to do the calibration [49]. The essential conversion of amplitude to DN and from DN to sigma naught was done automatically on SNAP, and once the sigma naught values were obtained [41, 50], the computation of scattering (σ°_{dB}) can be performed in

$$\sigma^\circ_{dB} = 10 \cdot \log_{10}[\gamma_i], \quad (3)$$

where γ_i is the gamma-calibrated scattering coefficient of the C-band [48].

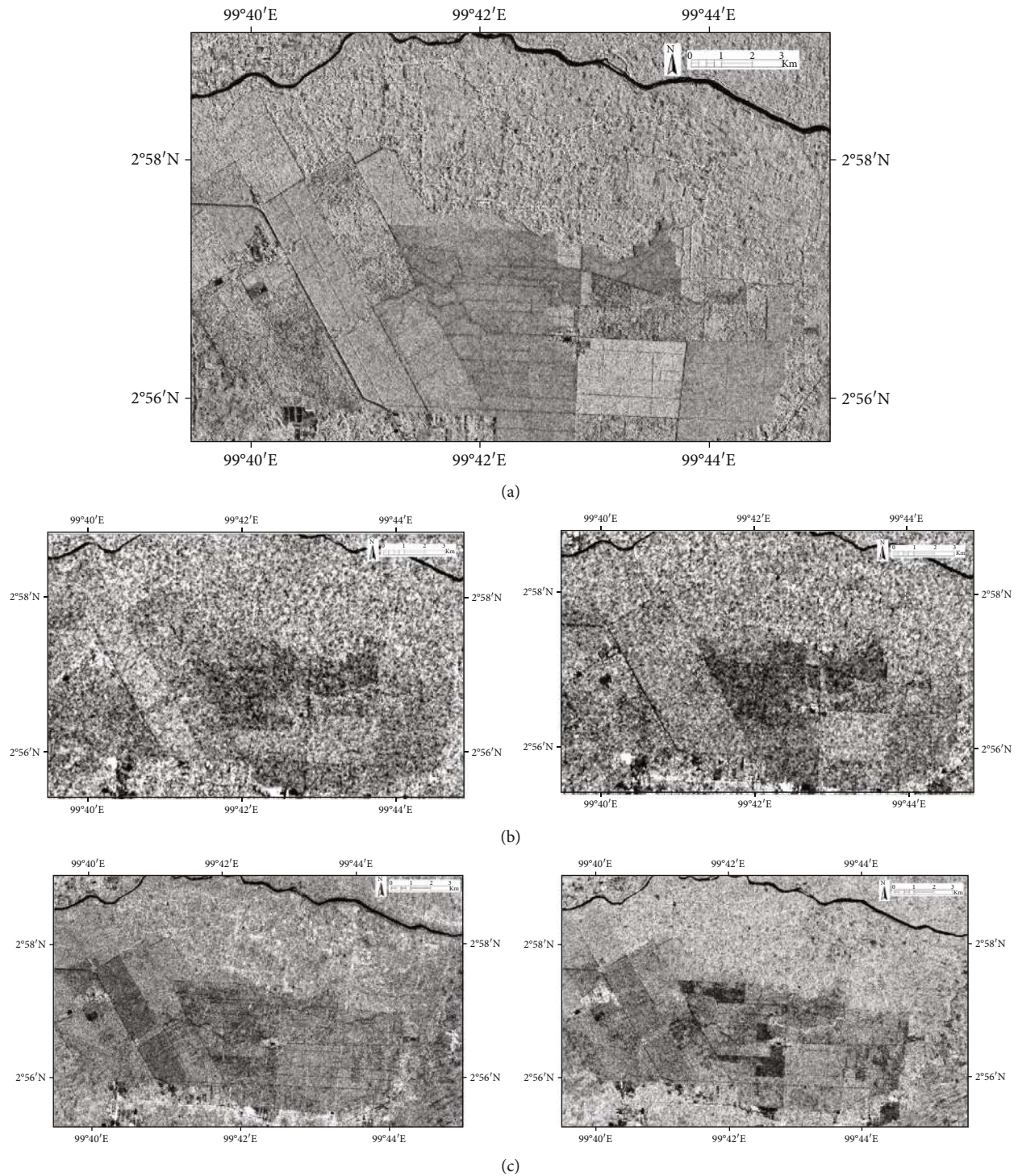


FIGURE 4: SAR imaging on TerraSAR-X on HH (a), Sentinel-1 on VV and VH (b), and ALOS PALSAR on HH and HV (c).

The L-band was built on a 16-bit data type, and all pixels have digital numbers (DN) ranging from 0 to 65,535 [41]. The DN has to be converted to scattering (i.e., the reflected radar signals) recognized as Normalized Radar Cross Section (NRCS) and expressed in σ° in decibels (dB) [41]. The conversion of HH (DN_{HH}) and HV (DN_{HV}) scattering intensities into NRCS (that is σ°_{HH} and σ°_{HV}) [28, 51] was based

on Shimada's study [51] shown in

$$\sigma^\circ_{HH} \text{ (dB)} = 10 \times \log_{10}(DN_{HH}^2) - CF, \quad (4)$$

$$\sigma^\circ_{HV} \text{ (dB)} = 10 \times \log_{10}(DN_{HV}^2) - CF, \quad (5)$$

where σ° is the scattering coefficient and CF is the calibration

TABLE 1: The characteristics of SAR data.

Sensor	TerraSAR-X	Sentinel-1A	ALOS PALSAR-2
Wavelength	X-band $\lambda = 3.1$ cm	C-band $\lambda = 5.6$ cm	L-band $\lambda = 23.5$ cm
Frequency	8-12 GHz	4-8 GHz	1-2 GHz
Polarization	Single HH	Dual VV/VH	Dual HH/HV
Resolution	Stripmap: 3×3 m	Interferometric Wide Swath (IW): 5×20 m	Stripmap: 3-10 m
Frame size	Stripmap: 50×30 km	IW: 250 km	Stripmap: $55 \times 70 - 70 \times 70$ km
Temporal	11 days	12 days	14 days
Date of acquisition	29 August 2017	15 July 2018	17 January 2015
Incidence angle range	28.7°	39°	34.9°

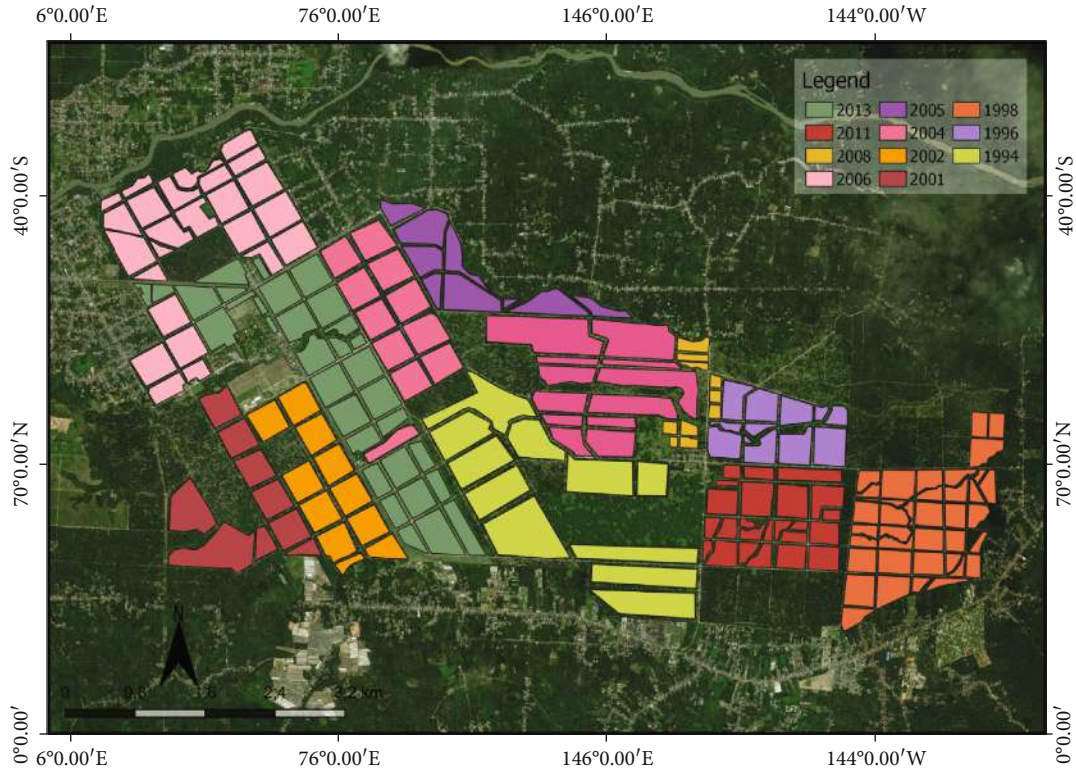


FIGURE 5: The planting age blocks of oil palm in the study area.

factor. The CF is dependent on the processing date. In this study, CF is equal to -83.0 both for HH and HV [28].

2.2.3. Extracting Scattering Characteristic. We created a region of interest (ROI) for area sampling; also the ROI was calculated to determine the scattering characteristics of X-, C-, and L-band polarimetric SAR imaging with the age of the oil palm in the forms of mean and standard deviation values using the algorithm as follows (equation (6) and (7)) [52]:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n}, \quad (6)$$

$$s^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}{n - 1}, \quad (7)$$

where n is the number of samples taken, x_i is the sample value, $\bar{x}$ is the average of the samples, and s is the standard deviation.

2.2.4. The Development of Scattering Model. We analyzed the relationship between the scattering value of SAR imaging polarization (X-band on HH, C-band on VV and VH, and L-band on HH and HV) and the age of oil palm plantation. The scattering response from oil palm areas depends on the structure and density of the oil palms. All oil palm ranges, and even under those circumstances, the various structures, and densities have different scattering patterns and textures at various wavelengths [28]. Analyzing the relationship between scattering and age is using the Pearson correlation coefficient (equation (8)). Pearson's method assumed that if the coefficient is similar to one, it implies a strong correlation



FIGURE 6: Oil palm age in study area.

between the two variables [53].

$$\sqrt{R^2} = r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\left[\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2 \right]^{1/2}}, \quad (8)$$

where $\bar{X}$ is the mean of the X variable and $\bar{Y}$ is the mean of the Y variable. In this study, the first variable is the oil palm age, and the second variable is scattering polarization value. The coefficient of determination (R^2) is an indication of the regression model [54]. The R^2 value will show the percentage of variation as a regression model variable [55]. Several methods have been proposed to interpret the correlation coefficient into descriptors like “weak,” “moderate,” or “strong” relationship [56].

3. Results

The X-, C-, and L-band polarimetric SAR imaging was filtered using the Lee filter for each polarization. The scattering model of oil palm phenology was based on an empirical model derived from the relationship between oil palm age and scattering value of X-, C-, and L-band SAR imaging. In this study, ranges of oil palm age were divided for five years: 0-5, 5-10, 10-15, 15-20, and 20-25.

3.1. The Scattering Model of Oil Palm Phenology Based on X-Band. The scattering model of oil palm phenology was based on X-band with HH polarization. The value starts at the age of 0-5 years around -6.8 dB, of 5-10 years around -5.7 dB, of 10-15 years around -5 dB, and of 20-25 years around -6.4 dB (Figure 7). On HH polarization, the scattering model has nonlinear regression on $y = -0.0114x^2 + 0.2741x - 7.2823$ with $R^2 = 0.65$ (Figure 7).

3.2. The Scattering Model of Oil Palm Phenology Based on C-Band. The scattering model of oil palm plantation was based on C-band with VH and VV polarization. On VH polarization, the value starts in the age of 0-5 years around -14 dB,

age of 5-10 years around -15 dB, age of 10-15 years around -14 dB, age of 15-20 years around -15 dB, and age of 20-25 years around -16 dB (Figure 8(a)). On VH polarization, the scattering model has nonlinear regression $y = -0.0055x^2 + 0.1248x - 15.785$ with $R^2 = 0.56$ (Figure 8(a)).

On VV polarization, the value starts at the age of 0-5 years around -7.8 dB, at the age of 5-10 years around -7.4 dB, at the age of 10-15 years around -6.5 dB, at the age of 15-20 years around -7.4 dB, and at the age of 20-25 years around -8.0 dB (Figure 8(b)). On VV polarization, the scattering model has nonlinear regression $y = -0.0117x^2 + 0.3006x - 8.9534$ with $R^2 = 0.89$ (Figure 8(b)).

3.3. The Scattering Model of Oil Palm Phenology Based on L-Band. The scattering model of oil palm plantation based on L-band with HH and HV polarization. On HH polarization, the value starts at the age of 0-5 years around -12.6 dB, at the age of 5-10 years around -11 dB, at the age of 10-15 years around -11.3 dB, at the age of 15-20 years around -11.5 dB, and at the age of 20-25 years around -11.9 dB (Figure 9(a)). The scattering model has logarithmic regression $y = 0.5293 \ln(x) - 12.616$ with $R^2 = 0.51$ (Figure 9(a)).

On HV polarization, the value starts at the age of 0-5 years around -22 dB, at the age of 5-10 years around -18 dB, at the age of 10-15 years around -19 dB, at the age of 15-20 years around -18.9 dB, and at the age of 20-25 years around -18.5 dB (Figure 9(b)). The scattering model has logarithmic regression $y = 1.1555 \ln(x) - 21.815$ with $R^2 = 0.50$ (Figure 9(b)).

4. Discussion

Two significant characteristic categories determine the SAR scattering values are the sensor and the target characteristics [57]. The sensor category includes the frequency/wavelength of the SAR, the polarization of the transmitted and received SAR signal, the incident angle of the ground-interacting radar beam, and the sensor looking position [57]. According to Henderson and Lewis [19], the target characteristic

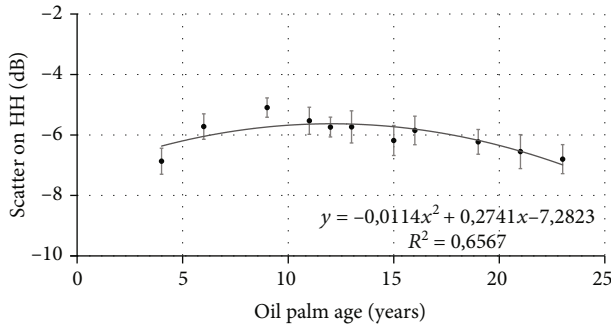


FIGURE 7: Scattering model of oil palm phenology on X-band with HH polarization.

influence varied with (1) vegetation type, (2) stand structure, and (3) canopy composition.

4.1. Characteristics Age of Oil Palm Based on SAR Imaging.

The scattering characteristics of the forest vegetation are influenced by the thickness of the volume, density of the component particles (or scatters), size distribution of the component particles, shape distribution of the component particles, orientation distribution of the component particles, and dielectric properties of the component particles [58]. It is essential to know the polarization from which the SAR image obtained because signals at different polarizations interact differently with objects on the ground, which affects the brightness of the radar recorded in a particular polarization channel [59]. For simplicity, it is assumed that a natural scene can be described as a combination of three types of scatterers: (1) rough surface scatterers, (2) double-bounce scatterers, and (3) volume scatterers [60].

4.1.1. On the X-Band. The scattering characteristics of the oil palm at the X-band of the young oil palm have the lowest scattering value as seen in Figure 10 of the 4-year-old histogram which is caused by rough surface scatters. The mature oil palm has a higher scattering value as seen in Figure 10 on the 6 to 15-year-old histogram which is caused by double-bounce scattering. The old oil palm has a lower scattering value as seen in Figure 10 of the 16 to 23-year-old histogram which is caused by volume scatters.

According to Martinis and Rieke [61], adopting the X-band, canopy attenuation, volume, and surface scattering from the top layer of the forest canopy is generally higher [62] because the X-band is sensitive to canopy surface scattering [63]. Hence, the same canopy surface seems rough for X-band wavelength causing high scattering values [64]. According to Rosenqvist [65], the X-band instrument clear relationship between canopy growth area and threshold ambiguity for trees.

4.1.2. On the C-Band. The scattering characteristics of oil palm at the C-band on VV and VH polarization on the young oil palm have the lowest scattering value as seen in Figures 11 and 12 on the histogram for 2 to 4-year-old histogram which is caused by rough surface scattering. The mature oil palm has a higher scattering value as seen in Figures 11 and 12 of the 7 to 14-year-old histogram which is caused by double-

bounce scattering. The old oil palm has a lower scattering value as seen in Figures 11 and 12 of the 17 to 21-year-old histogram which is caused by volume scatters.

According to Carolita et al. [15], increase and decrease in the scattering value occur because at the planting new age of trees height was relatively low and the size of the canopy is still small when the tree reached into productive age, the scattering value will rise because of the difference in the height of tree and soil. C-band data has a short wavelength, causing the scattering values for canopy density to become smaller. According to Teng et al. [6], there was also a significant contribution from the trunks to the surface volume scattering component, although this was not the dominant component. Also, at the shorter C-band wavelength, volume scattering can occur within the canopies of lower or sparse vegetation types, such as bushes, shrubs, or crops. According to Rignot et al. [66], radar signals were expected to be dominantly scattered by the foliage and the top branches and twigs of the canopy at the C-band.

4.1.3. On the L-Band. The scattering characteristics of oil palm at the L-band on HH and HV polarization on the young oil palm have the lowest scattering value as seen in Figures 13 and 14 on the 5-year-old histogram which is caused by in surface scattering. The mature oil palm has a higher scattering value as seen in Figures 13 and 14 of the 7 to 14-year-old histogram which is caused by double-bounce scattering. The old oil palm has a lower scattering value, as seen in Figures 13 and 14 of the 16 to 24-year-old histogram which is caused by volume scatters.

According to Toh et al. [67], the scattering increased with age for all polarization in general for the L-band frequency. The L-band scattering coefficient showed the trend increasing with the age of oil palm more than 20 years. Besides that, according to Teng et al. [6], the scattering value for HH polarization using the L-band was increasing attenuation of waves propagating through to the soil surface and back, as the leaves, fronds, and trunks are growing larger.

The scattering value for each polarization (HH and HV) among the age of oil palm was increasing; according to Darmawan et al. [28], it was hypothesized that the growth of oil palms was caused by higher trunks, more leaves, more branches, and larger canopy followed by the condition of scattering value. In any case, the scatter values derived from the L-band are depending on wavelengths, polarization, incident angle, and temporal data; environments such as land moisture and landscape [25, 28, 68]; and the structure of oil palms such as size, geometry, and orientation of leaves, trunks, branches, and aerials or stilt roots [28, 68, 69].

4.2. Coefficient Determination of Scattering Model of Oil Palm Phenology.

The scatter model of oil palm phenology was performed separately for each radar wavelength (X-, C-, and L-band). In this study, the X-band showed the nonlinear oil palm phenology model in HH polarization with coefficient determination $R^2 = 0.65$, which means the model has moderate correlation. The C-band showed the nonlinear or quadratic model of oil palm phenology in VH polarization with coefficient determination $R^2 = 0.56$, which means the model

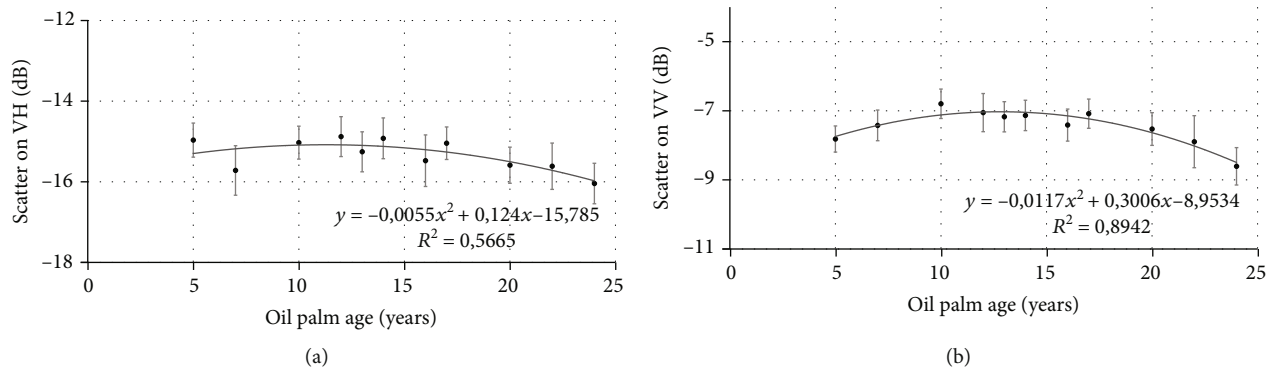


FIGURE 8: Scattering model of oil palm phenology on C-band with VH polarization (a) and VV polarization (b).

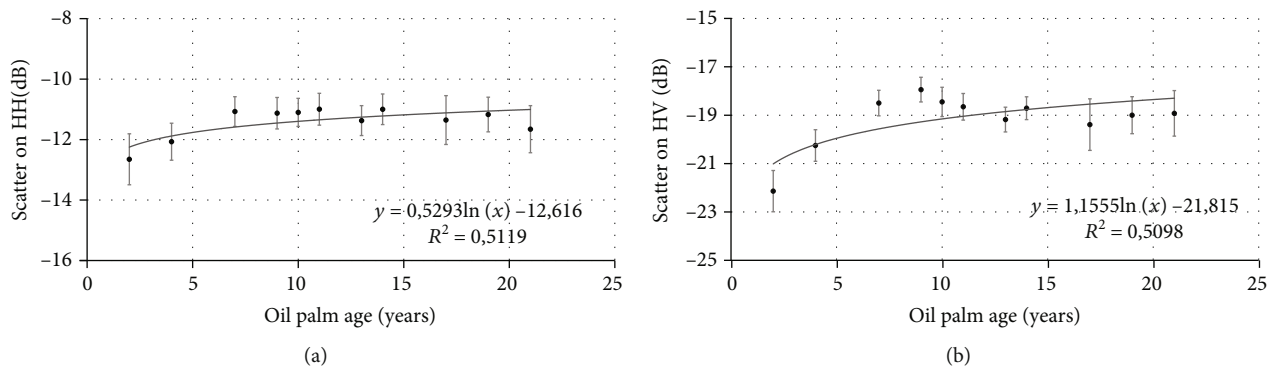


FIGURE 9: Scattering model of oil palm phenology on L-band with HH polarization (a) and HV polarization (b).

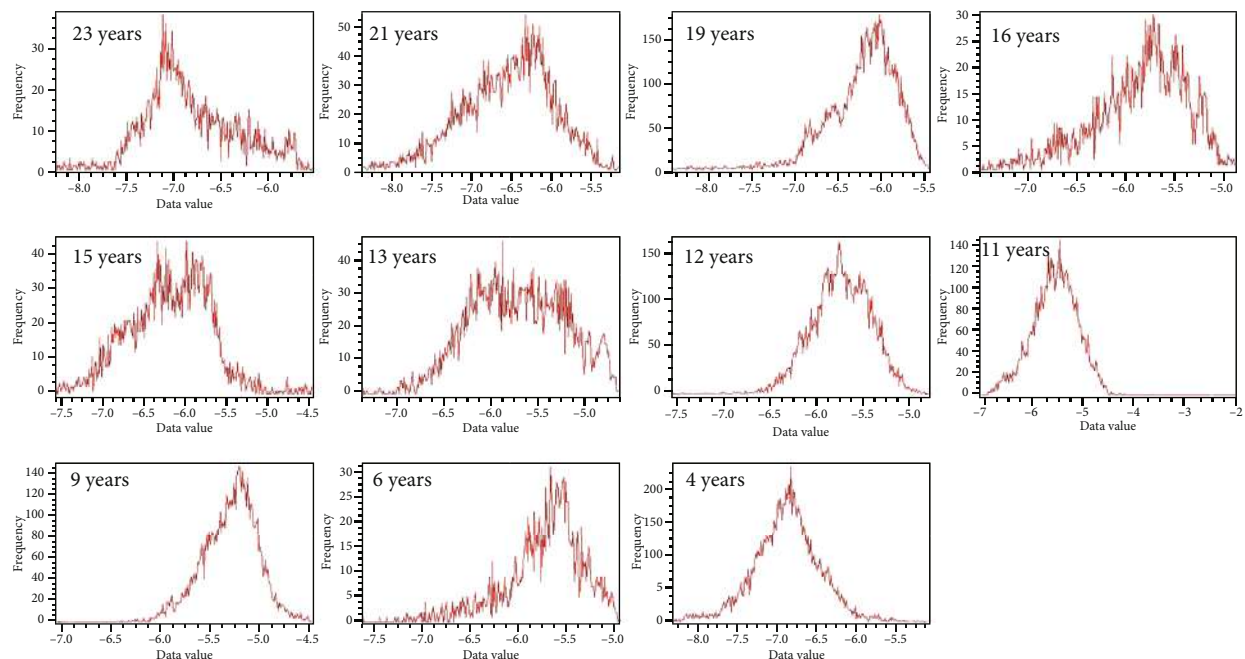


FIGURE 10: Histogram X-band for each age of oil palm.

has moderate correlation, and while on VV polarization with coefficient determination $R^2 = 0.89$, it means the model has strong correlation. The L-band showed the logarithmic model of oil palm phenology in HV polarization with coefficient determination $R^2 = 0.50$, which means the model has

moderate correlation, and while on HH polarization with coefficient determination $R^2 = 0.51$, it means the model has moderate correlation. In this case, the more potential of scattering model of oil palm phenology based on R^2 is using C-band on VV polarization.

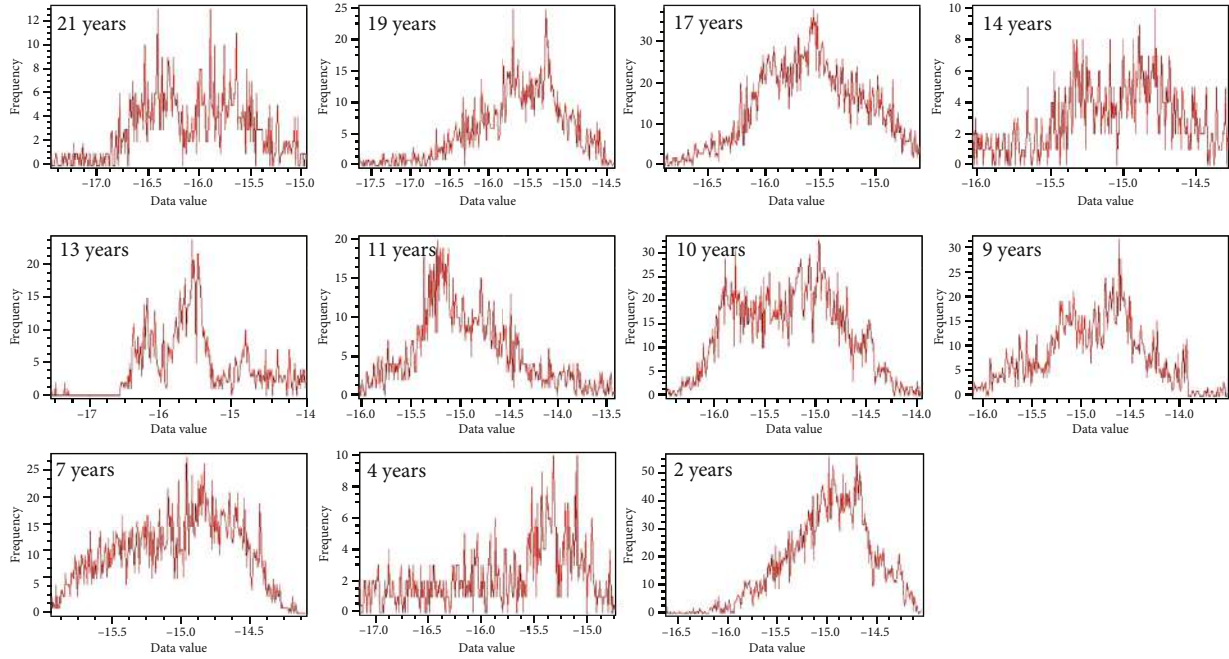


FIGURE 11: Histogram C-band on VH for each age of oil palm.

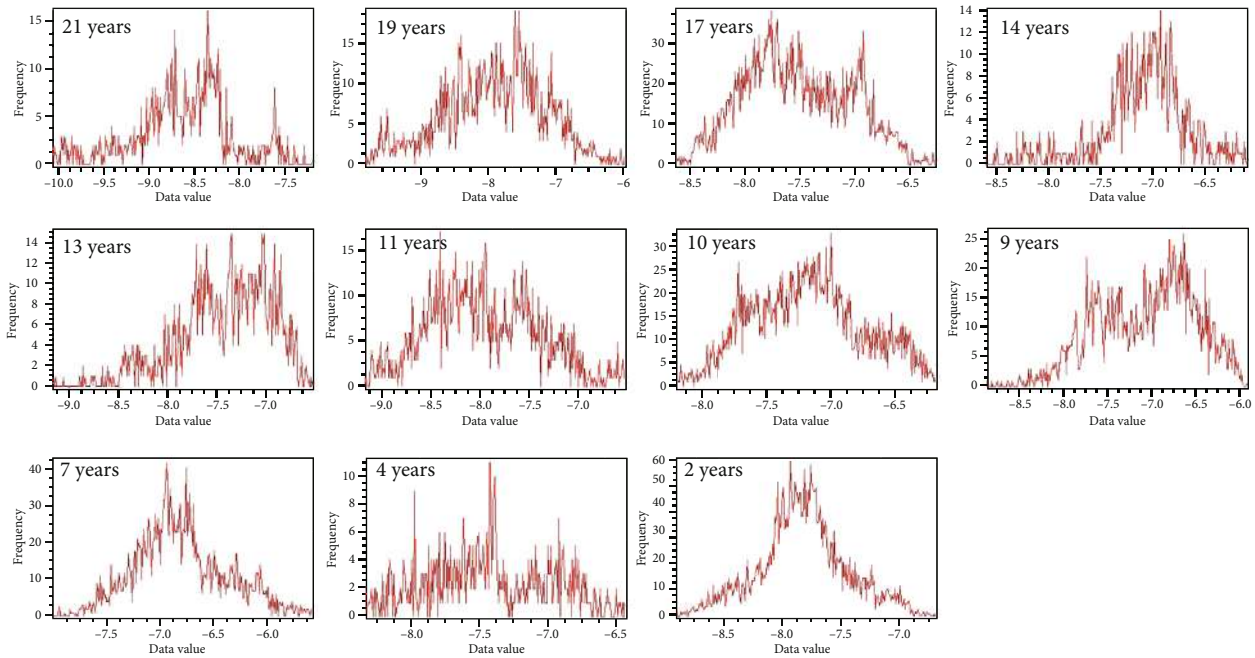


FIGURE 12: Histogram C-band on VV for each age of oil palm.

The scattering model with the moderate correlation also found by other researchers such as Tan et al. [10] has logarithmic regression for the correlating scattering value with oil palm age using ALOS PALSAR-2 with coefficient determination on HH polarization $R^2 = 0.49$, HV polarization with $R^2 = 0.27$, and ratio of HH/HV polarization with $R^2 = 0.26$, for study case in the southern part of peninsular Malaysia. Darmawan et al. [28] also used ALOS PALSAR-2 on HH and HV polarization having a logarithmic regression model with coefficient determination $R^2 = 0.62$ and

0.41 for study case area in Jerantut, Pahang, Malaysia. In other cases, Avtar et al. [70] for study area near Miri City, Sarawak, Malaysia, showed a logarithmic regression model for a variety of SAR data including TerraSAR-X (X-band) on HH polarization with coefficient determination $R^2 = 0.075$; Radarsat-2 (C-band) on HH, HV, and VV polarization with coefficient determination $R^2 = 0.39$, 0.49 , and 0.39 ; and ALOS PALSAR-2 (L-band) on HH and HV polarization with coefficient determination $R^2 = 0.62$ and 0.77 . Okarda et al. [32] studied the relationship between the age

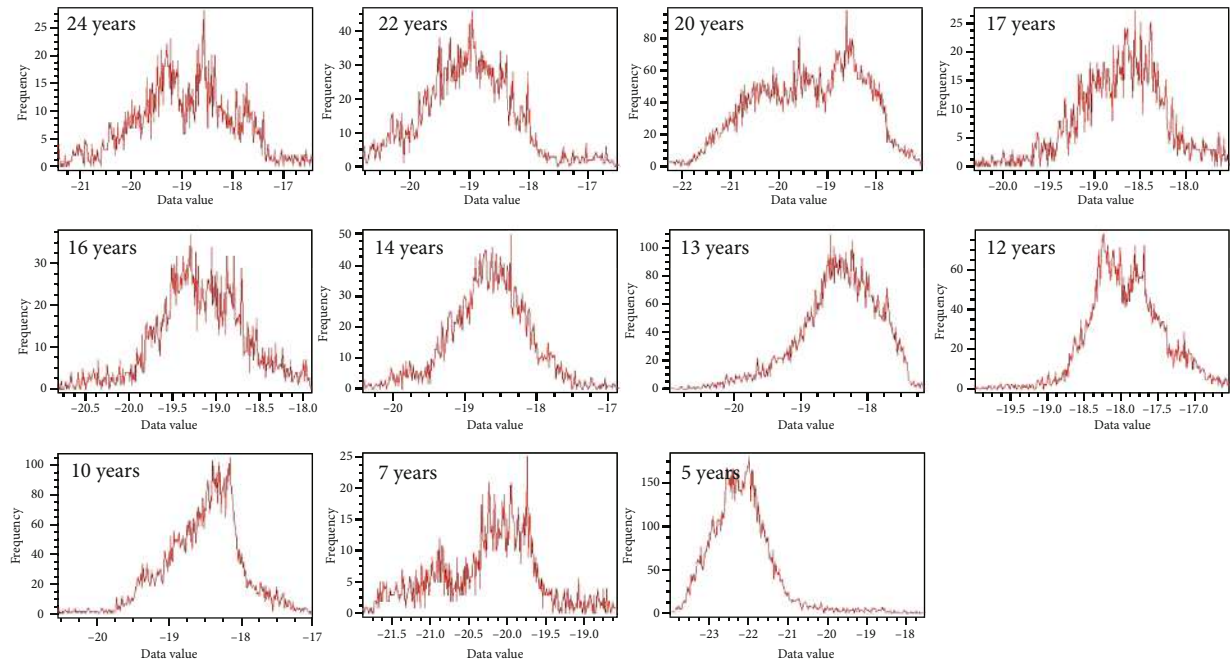


FIGURE 13: Histogram L-band on HV for each age of oil palm.

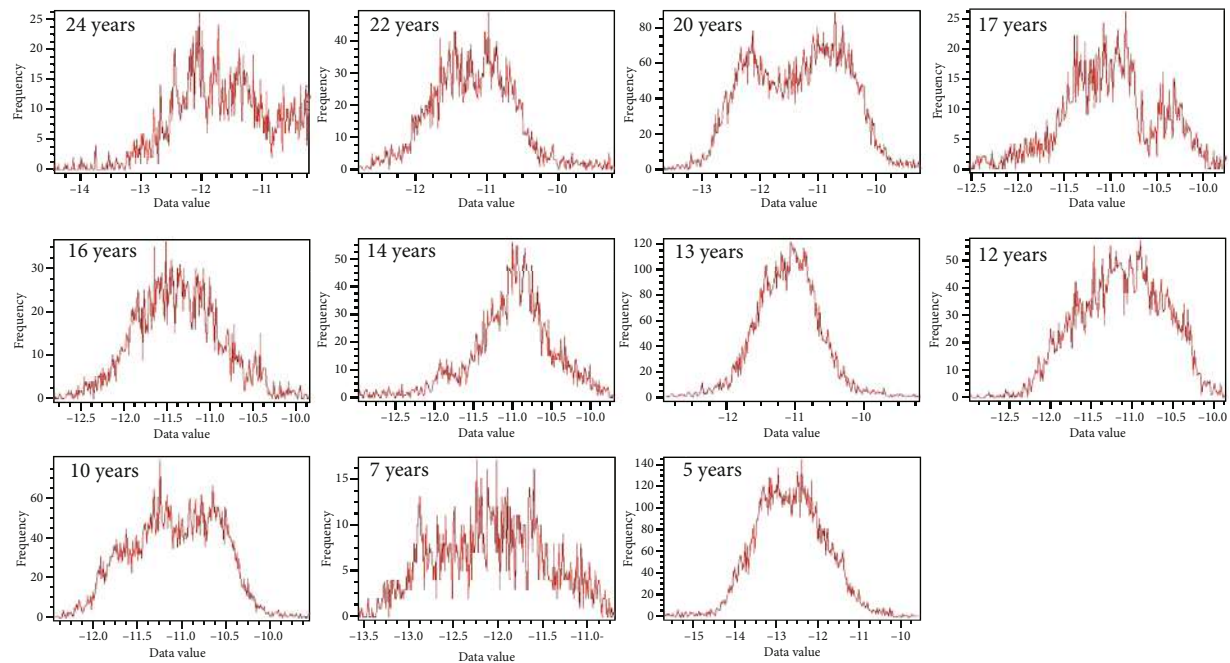


FIGURE 14: Histogram L-band on HH for each age of oil palm.

of oil palm in mineral soil and age and peatland in Central Kalimantan, Indonesia, using ALOS PALSAR-2 on HH and HV polarization. The scattering model has linear regression with coefficient determination on HH and HV between age and mineral soil with $R^2 = 0.55$ and 0.37 and age and peatland on HH and HV with $R^2 = 0.36$ and 0.28 . For C-band data, it was studied by Carolita et al. [15] using Sentinel-1A on HH and HV polarization. The scattering model has non-linear regression (quadratic model) with coefficient determi-

nation $R^2 = 0.68$ for HH and HV with $R^2 = 0.77$ for study case area in Asahan, North Sumatra Indonesia.

5. Conclusions

This study investigated the scattering model of oil palm phenology based on X-, C-, and L-band polarimetric SAR imaging in Asahan Regency, North Sumatra, Indonesia. We generated scattering values for different ranges of oil palm

age: 0-5, 5-10, 10-15, 15-20, and 20-25 years, with different scattering characteristics for each X-, C-, and L-band polarimetric SAR imaging depending on the wavelength and age ranges of oil palm. Finally, we found the scattering model of oil palm phenology based on the X-band on HH polarization which is $y = -0.0114x^2 + 0.2741x - 7.2823$ with $R^2 = 0.65$. The C-band on VH polarization is $y = -0.0055x^2 + 0.1248x - 15.785$ with $R^2 = 0.56$, while that on VV polarization is $y = -0.0117x^2 + 0.3006x - 8.9534$ with $R^2 = 0.89$. The L-band on HH polarization is $y = 0.5293 \ln(x) - 12.616$ with $R^2 = 0.51$, while that on HV polarization is $y = 1.1555 \ln(x) - 21.815$ with $R^2 = 0.50$. In this case, the more potential of the scattering model of oil palm phenology based on R^2 is using C-band on VV polarization. However, the scattering model can be used and applied to identify the phenology of oil palm in Indonesia, which is the main parameter in yield estimation, also required for the tax estimation, replanting time, and identification of oil palm diseases. The scattering model being developed needs to improve accuracy by integrating multisource-multispectral data, including different wavelengths on optical data and microwaves and more in situ data.

Data Availability

The data used to support the findings of this study are not yet available because other research work requiring data remains incomplete.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Acknowledgments

This research was funded by the Ministry of Research and Technology/National Research and Innovation (Kemenristek/BRIN) and Agency Indonesia Endowment Fund for Education (LPDP), with Contract No. 249/E1/PRN/2020. In addition, the researchers would like to thank Kemenristek/BRIN, LPDP, LAPAN, PPKS, and LPPM Itenas Bandung.

References

- [1] W. Li, H. Fu, L. Yu et al., "Stacked autoencoder-based deep learning for remote-sensing image classification: a case study of African land-cover mapping," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 37, no. 23, pp. 5632–5646, 2016.
- [2] R. Dong, W. Li, H. Fu et al., "Oil palm plantation mapping from high-resolution remote sensing images using deep learning," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 41, no. 5, pp. 2022–2046, 2020.
- [3] Y. Basiron, "Palm oil production through sustainable plantations," *European Journal of Lipid Science and Technology*, vol. 109, no. 4, pp. 289–295, 2007.
- [4] R. Hårdter, W. Y. Chow, and O. S. Hock, "Intensive plantation cropping, a source of sustainable food and energy production in the tropical rain forest areas in Southeast Asia," *Forest Ecology and Management*, vol. 91, no. 1, pp. 93–102, 1997.
- [5] D. Sheil, A. Casson, E. Meijaard et al., *Oil Palm Basics; What Do we Know and What Do we Need to Know?*, Center for International Forestry Research, 2009.
- [6] K. C. Teng, J. Y. Koay, S. H. Tey, K. S. Lim, H. T. Ewe, and H. T. Chuah, "A dense medium microwave backscattering model for the remote sensing of oil palm," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 6, pp. 3250–3259, 2015.
- [7] H. Aholoukpè, B. Dubos, A. Flori et al., "Estimating above-ground biomass of oil palm: Allometric equations for estimating frond biomass," *Forest Ecology and Management*, vol. 292, pp. 122–129, 2013.
- [8] E. Fitzherbert, M. Struebig, A. Morel et al., "How will oil palm expansion affect biodiversity?," *Trends in Ecology & Evolution*, vol. 23, no. 10, pp. 538–545, 2008.
- [9] K. L. Chong, K. D. Kanniah, C. Pohl, and K. P. Tan, "A review of remote sensing applications for oil palm studies," *Geo-Spatial Information Science*, vol. 20, no. 2, pp. 184–200, 2017.
- [10] K. P. Tan, K. D. Kanniah, and A. P. Cracknell, "Use of UK-DMC 2 and ALOS PALSAR for studying the age of oil palm trees in southern peninsular Malaysia," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 34, no. 20, pp. 7424–7446, 2013.
- [11] R. H. Corley and P. B. Tinker, *The Oil Palm*, John Wiley & Sons, 2008.
- [12] R. H. V. Corley, *Oil Palm Physiology: A Review*, Incorporated Society of Planters, 1973.
- [13] G. Squire, "The Oil Palm. 4th Edition. Edited by R. H. V. Corley and P. B. Tinker. Oxford: Blackwell Publishing (2003), pp. 284, £115.00. ISBN 0-632-05212-0," *Experimental Agriculture*, vol. 41, no. 1, pp. 121–121, 2005.
- [14] H. Z. M. Shafri, N. Hamdan, and M. I. Saripan, "Semi-automatic detection and counting of oil palm trees from high spatial resolution airborne imagery," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 32, no. 8, pp. 2095–2115, 2011.
- [15] I. Carolita, S. Darmawan, R. Permana et al., "Comparison of optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in oil palm monitoring, case study: Asahan, North Sumatera, Indonesia," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 280, 2019.
- [16] A. Chemura, I. van Duren, and L. M. van Leeuwen, "Determination of the age of oil palm from crown projection area detected from WorldView-2 multispectral remote sensing data: the case of Ejisu-Juaben district, Ghana," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 100, pp. 118–127, 2015.
- [17] J. McMorro, "Linear regression modelling for the estimation of oil palm age from Landsat TM," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 22, no. 12, pp. 2243–2264, 2010.
- [18] S. Darmawan, D. K. Sari, K. Wikantika, A. Tridawati, R. Hernawati, and M. K. Sedu, "Identification before-after forest fire and prediction of mangrove forest based on Markov-cellular automata in part of Sembilang national park, Banyuasin, South Sumatra, Indonesia," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 22, pp. 3700–3725, 2020.
- [19] F. M. Henderson and A. J. Lewis, "Radar detection of wetland ecosystems: a review," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 29, no. 20, pp. 5809–5835, 2008.
- [20] N. M. Yusoff, F. M. Muharam, W. Takeuchi, S. Darmawan, and M. H. Abd Razak, "Phenology and classification of abandoned agricultural land based on ALOS-1 and 2 PALSAR multi-temporal measurements," *International Journal of Digital Earth*, vol. 10, no. 2, pp. 155–174, 2017.

- [21] S. Darmawan, D. K. Sari, W. Takeuchi, K. Wikantika, and R. Hernawati, "Development of aboveground mangrove forests' biomass dataset for Southeast Asia based on ALOS-PALSAR 25-m mosaic," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 13, no. 4, 2019.
- [22] S. Darmawan, I. Carolita, and E. Ananta, "Identification of oil palm plantation on multiscatter and resolution of SAR data using variety of classifications algorithm (case study: Asahan District, North Sumatera Province)," *In Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 500, 2020.
- [23] B. Brisco, "Mapping and monitoring surface water and wetlands with synthetic aperture radar," in *Remote Sensing of Wetlands*, pp. 119–136, Natural Resources Canada, 2015.
- [24] N. E. Mohd Najib, K. D. Kanniah, A. P. Cracknell, and L. Yu, "Synergy of active and passive remote sensing data for effective mapping of oil palm plantation in Malaysia," *Forests*, vol. 11, no. 8, p. 858, 2020.
- [25] S. Darmawan, W. Takeuchi, Y. Vetruta, K. Wikantika, and D. K. Sari, "Impact of topography and tidal height on ALOS palsar polarimetric measurements to estimate aboveground biomass of mangrove forest in Indonesia," *Journal of Sensors*, vol. 2015, 13 pages, 2015.
- [26] Y. Qin, X. Xiao, J. Dong et al., "Mapping forests in monsoon Asia with ALOS PALSAR 50-m mosaic images and MODIS imagery in 2010," *Scientific Reports*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, 2016.
- [27] L. Nordin, "Application of Airsar data to oil palm tree," in *Proceedings of the Proceedings of the Asian Conference on Remote Sensing*, pp. 5–9, Kathmandu, India, 2002.
- [28] S. Darmawan, W. Takeuchi, A. Haryati, R. A. M. Najib, and M. Na'Aim, "An investigation of age and yield of fresh fruit bunches of oil palm based on ALOS PALSAR 2," *Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 37, 2016.
- [29] I. Carolita, D. Yudhatama, D. Dirgahayu et al., "Silvia Informasi Spasial Tematik Klasifikasi Tanaman Sawit Berdasarkan Umur," in *Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh*, LAPAN, Jakarta, 2019.
- [30] I. Carolita, J. Sitorus, J. Manalu, and D. Wiratmoko, "Growth profile analysis of oil palm by using spot 6 the case of North Sumatra," *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, vol. 12, no. 1, p. 21, 2017.
- [31] J. Sitoms, P. Bidang, and P. Daia, "Pengembangan model estimasi umur tanaman sawit dengan menggunakan data landsat-Tm," *Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, vol. 1, pp. 14–19, 2004.
- [32] B. Okarda, I. Carolita, T. Kartika, and H. Komarudin, "Mapping of smallholder oil palm plantation and development of a growth model," *Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 169, 2018.
- [33] A. C. Crossland, S. A. Sinambela, A. S. Sitorus, and A. W. Sitorus, "The coastal zone of Asahan regency: an area of international importance for migratory waders in North Sumatra province, Indonesia," *Stilt*, vol. 55, pp. 8–12, 2009.
- [34] A. Ma, "Agro-pastoral and preservation of local wisdom Bondang for agricultural sustainability in Asahan, North Sumatra," *Agricultura*, vol. 105, pp. 110–113, 2018.
- [35] *The Recent Development of the Indonesian Palm Oil Industry | Indonesian Palm Oil Association (GAPKI IPOA)*, October 2020, <https://gapki.id/en/news/18397/the-recent-development-of-the-indonesian-palm-oil-industry>.
- [36] D. Rutz and R. Janssen, "Socio-economic impacts of bioenergy production," *Socio-Economic Impacts of Bioenergy Production*, pp. 1–297, 2014, 9783319038.
- [37] M. Masril, Nazaruddin, and J. Hidayati, "Improving the utilization of palm oil mill through fulfillment of fresh fruit bunch," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 801, 2020.
- [38] S. Budidarsono, A. Susanti, and A. Zoomers, "Oil palm plantations in Indonesia: the implications for migration, settlement/resettlement and local economic development," in *Biofuels - Economy, Environment and Sustainability*, pp. 173–193, 2013.
- [39] S. Gebhardt, J. Huth, L. D. Nguyen, A. Roth, and C. Kuenzer, "A comparison of TerraSAR-X Quadpol backscattering with RapidEye multispectral vegetation indices over rice fields in the Mekong Delta, Vietnam," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 33, no. 24, pp. 7644–7661, 2012.
- [40] J. S. Lee, L. Jurkevich, P. Dewaele, P. Wambacq, and A. Oosterlinck, "Speckle filtering of synthetic aperture radar images: a review," *Remote Sensing Reviews*, vol. 8, no. 4, pp. 313–340, 1994.
- [41] H. Omar, M. Misman, and A. Kassim, "Synergetic of PALSAR-2 and sentinel-1A SAR polarimetry for retrieving aboveground biomass in dipterocarp forest of Malaysia," *Applied Sciences*, vol. 7, no. 7, p. 675, 2017.
- [42] J.-S. Lee, J.-H. Wen, T. L. Ainsworth, K.-S. Chen, and A. J. Chen, "Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, no. 1, pp. 202–213, 2009.
- [43] J. Amini and J. T. Sri Sumantyo, "SAR and optical images for forest biomass estimation," *Biomass - Detection, Production and Usage*, Darko Matovic, Ed., pp. 53–74, 2011.
- [44] J. Hu, P. Ghamisi, and X. Zhu, "Feature extraction and selection of Sentinel-1 dual-pol data for global-scale local climate zone classification," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 7, no. 9, p. 379, 2018.
- [45] R. Düring, F. N. Koudogbo, M. Weber, and I. Gmbh, "TerraSAR-X and TanDEM-X: Revolution in spaceborne radar," in *Proceedings of the The International Archives of The Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pp. 227–234, Beijing, 2008.
- [46] *Airbus Defence and Space, Radiometric Calibration of TerraSAR-X Data, Beta Naught and Sigma Naught Coefficient Calculation*, Innfoterra GMBH, Friedrichshafen, Germany, 2008.
- [47] C. B. Barber, D. P. Dobkin, and H. Huhdanpaa, "The Quickhull algorithm for convex hulls," *ACM Transactions on Mathematical Software*, vol. 22, no. 4, pp. 469–483, 1996.
- [48] Y. W. Kee, A. R. M. Shariff, A. M. Sood, and L. Nordin, "Application of SAR data for oil palm tree discrimination," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 169, 2018.
- [49] A. Schubert, N. Miranda, D. Geudtner, and D. Small, "Sentinel-1A/B combined product geolocation accuracy," *Remote Sensing*, vol. 9, no. 6, pp. 607–616, 2017.
- [50] F. Filippini, "Sentinel-1 GRD preprocessing workflow," *Proceedings*, vol. 18, no. 1, p. 11, 2019.
- [51] M. Shimada, "Model-based polarimetric SAR calibration method using forest and surface-scattering targets," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 49, no. 5, pp. 1712–1733, 2011.
- [52] T. F. Chan, G. H. Golub, and R. J. Leveque, "Statistical computing: algorithms for computing the sample variance: analysis

- and recommendations," *American Statistician*, vol. 37, pp. 242–247, 1983.
- [53] A. S. Hess and J. R. Hess, "Linear regression and correlation," *Transfusion*, vol. 57, no. 1, pp. 9–11, 2016.
- [54] J. P. Holcomb, N. R. Draper, H. Smith, J. O. Rawlings, S. G. Pantula, and D. A. Dickey, "Applied regression analysis applied regression analysis," *A Research Tool*, vol. 53, 1999.
- [55] A. C. Cohen, "On estimating the mean and standard deviation of truncated normal distributions," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 44, no. 248, pp. 518–525, 1949.
- [56] P. Schober, C. Boer, and L. A. Schwarte, "Correlation coefficients: appropriate use and interpretation," *Anesthesia & Analgesia*, vol. 126, no. 5, pp. 1763–1768, 2018.
- [57] A. I. Flores-Anderson, K. E. Herndon, R. B. Thapa et al., *THE SAR HANDBOOK: Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation*, SERVIR Global, Sparkman Drive, Huntsville, 2019.
- [58] J. van der Sanden, *Radar Remote Sensing to Support Tropical Forest Management*, Tropenbos-Guyana Programme and the Wageningen Agricultural University, 1997.
- [59] R. Bamler, "Principles of synthetic aperture radar," *Surveys in Geophysics*, vol. 21, pp. 147–157, 2000.
- [60] J. J. Van Zyl and Y. Kim, *Synthetic Aperture Radar Polarimetry*, J. H. Yuen, Ed., A John Wiley and Sons, Inc., Publication, California, 2011.
- [61] S. Martinis and C. Rieke, "Backscatter analysis using multi-temporal and multi-frequency SAR data in the context of flood mapping at river Saale, Germany," *Remote Sensing*, vol. 7, no. 6, pp. 7732–7752, 2015.
- [62] J. A. Richards, P. W. Woodgate, and A. K. Skidmore, "An explanation of enhanced radar backscattering from flooded forests," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 8, no. 7, pp. 1093–1100, 2007.
- [63] E.-M. Bernhard, A. Twele, and M. Gähler, "Brandflächendetektion auf Basis von X-band Radarsatellitendaten im Europäischen Mittelmeerraum," *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, vol. 2011, no. 4, pp. 261–270, 2011.
- [64] T. M. Lillesand and R. W. Kiefer, *Remote Sensing and Image Interpretation*, Wiley, 1979.
- [65] A. Rosenqvist, *Analysis of the Backscatter Characteristics of Rubber, Oil palm and Irrigated rice in Multi-band Polarimetric Synthetic Aperture Radar Imagery*, Institute of Industrial Science, University of Tokyo, Tokyo, Japan, 1997.
- [66] E. J. M. Rignot, C. L. Williams, J. Way, and L. A. Viereck, "Mapping of forest types in Alaskan boreal forests using SAR imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, no. 5, pp. 1051–1059, 1994.
- [67] C. M. Toh, H. T. Ewe, S. H. Tey, and Y. H. Tay, "A study on oil palm remote sensing at L-band with dense medium microwave backscattering model," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, no. 10, pp. 8037–8047, 2019.
- [68] R. Lucas, J. Armston, R. Fairfax et al., "An evaluation of the ALOS PALSAR L-band backscatter—above ground biomass relationship Queensland, Australia: impacts of surface moisture condition and vegetation structure," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 3, no. 4, pp. 576–593, 2010.
- [69] A. C. Morel, S. S. Saatchi, Y. Malhi et al., "Estimating above-ground biomass in forest and oil palm plantation in Sabah, Malaysian Borneo using ALOS PALSAR data," *Forest Ecology and Management*, vol. 262, no. 9, pp. 1786–1798, 2011.
- [70] R. Avtar, R. Ishii, H. Kobayashi, H. Fadaei, R. Suzuki, and S. Herath, "Efficiency of multi-frequency, multi-polarized SAR data to monitor growth stages of oil palm plants in Sarawak, Malaysia," in *2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS*, pp. 2137–2140, Melbourne, VIC, Australia, 2013.

LAMPIRAN 2
PUBLIKASI JURNAL INTERNASIONAL TAMBAHAN
(PROSES SUBMIT)

[Remote Sensing] Manuscript ID: remotesensing-1253872 - Submission Received

1 message

Editorial Office <remotesensing@mdpi.com>

Tue, May 25, 2021 at 5:39 PM

Reply-To: remotesensing@mdpi.com

To: Soni Darmawan <soni_darmawan@itenas.ac.id>

Cc: Rika Hernawati <rikah@itenas.ac.id>, Ketut Wikantika <ketut@gd.itb.ac.id>

Dear Dr. Darmawan,

Thank you very much for uploading the following manuscript to the MDPI submission system. One of our editors will be in touch with you soon.

Journal name: Remote Sensing

Manuscript ID: remotesensing-1253872

Type of manuscript: Review

Title: Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing Data: A Review

Authors: Rika Hernawati, Soni Darmawan *, Ketut Wikantika

Received: 25 May 2021

E-mails: rikah@itenas.ac.id, soni_darmawan@itenas.ac.id, ketut@gd.itb.ac.id

Submitted to section: Remote Sensing in Agriculture and Vegetation,

<https://www.mdpi.com/journal/remotesensing/sections/RSAPV>

Vegetation Phenology from Remote Sensing data: Monitoring, Mapping, and Modelling

https://www.mdpi.com/journal/remotesensing/special_issues/vegetation_phenology

You can follow progress of your manuscript at the following link (login required):

https://susy.mdpi.com/user/manuscripts/review_info/c6b3da7fa9eaf1dfbe455c99f805408

The following points were confirmed during submission:

1. Remote Sensing is an open access journal with publishing fees of 2400 CHF for an accepted paper (see <https://www.mdpi.com/about/apc/> for details). This manuscript, if accepted, will be published under an open access Creative Commons CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), and I agree to pay the Article Processing Charges as described on the journal webpage (<https://www.mdpi.com/journal/remotesensing/apc>). See <https://www.mdpi.com/about/openaccess> for more information about open access publishing.

Please note that you may be entitled to a discount if you have previously received a discount code or if your institute is participating in the MDPI Institutional Open Access Program (IOAP), for more information see <https://www.mdpi.com/about/ioap>. If you have been granted any other special discounts for your submission, please contact the Remote Sensing editorial office.

2. I understand that:

a. If previously published material is reproduced in my manuscript, I will provide proof that I have obtained the necessary copyright permission. (Please refer to the Rights & Permissions website: <https://www.mdpi.com/authors/rights>).

b. My manuscript is submitted on the understanding that it has not been published in or submitted to another peer-reviewed journal. Exceptions to this rule are papers containing material disclosed at conferences. I confirm that I will inform the journal editorial office if this is the case for my manuscript. I confirm that all authors are familiar with and agree with submission of the contents of the manuscript. The journal editorial office reserves the right to contact all authors to confirm this in case of doubt. I will provide email addresses for all authors and an institutional e-mail

address for at least one of the co-authors, and specify the name, address and e-mail for invoicing purposes.

If you have any questions, please do not hesitate to contact the Remote Sensing editorial office at remotesensing@mdpi.com

Kind regards,

Remote Sensing Editorial Office
St. Alban-Anlage 66, 4052 Basel, Switzerland
E-Mail: remotesensing@mdpi.com
Tel. +41 61 683 77 34
Fax: +41 61 302 89 18

*** This is an automatically generated email ***

Type of the Paper (Review)

Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing Data: A Review

Rika Hernawati ^{1,2}, Soni Darmawan ^{1,3 *}, and Ketut Wikantika ^{2,3}

¹ Department of Geodesy Engineering, Faculty of Civil Engineering and Planning, Institut Teknologi Nasional Bandung, PHH Mustofa No. 23, Bandung 40124, West Java, Indonesia;

² Department of Geodesy and Geomatics, Faculty of Earth Sciences and Technology, Institut Teknologi Bandung, Ganesha No. 10, Bandung 40132, West Java, Indonesia;

³ Center for Remote Sensing (CRS), Institut Teknologi Bandung, Ganesha No. 10, Bandung 40132, West Java, Indonesia

* Correspondence: soni_darmawan@itenas.ac.id; Tel.: +62 822 1660 2544 (SD)

Received: date; Accepted: date; Published: date

Abstract: Oil palm phenology has many advantages for managing the sustainability of oil palm plantation. The phenology of oil palms is a key issue in harvesting estimation, fruit bunch production, estimating oil palm taxes, replanting, fertilizer, and detecting oil palm disease. One of the recent technologies for identification of oil palm phenology is the use of remote sensing technology. This paper reviewed over one hundred existing journal papers on remote sensing for oil palm phenology. The review includes state of the art identification and mapping of oil palm phenology based on sensors, physical tree parameters, and classification technique, and also the state of the art in developing regression model of oil palm phenology based on wavelength, physical tree parameter, and type of regression model. We found it still challenging to improve suitable techniques for identification, classification, and developing regression model of oil palm phenology. There is a lot of potential in combining multisensor, suitable classification method and regression model for oil palm phenology. For future studies on oil palm phenology, we recommend integrating machine learning with oil palm biophysical parameters based on multisensor remote sensing technologies. Deep learning on CNNs can be expanded to create classification and regression models with a large number of parameters.

Keywords: Oil Palm, Phenology, Remote Sensing, biophysical, classification, regression model, and Deep Learning.

1. Introduction

Oil palm is the world's most commonly produced plant oil. Palm fruit oil, also known as oil palm, is extracted from the flesh of the oil palm fruit (*Elaeis guineensis*) [1]. The oil palm has been cultivated in more than 43 tropical countries, especially between 10°N and 10°S at the equator [2], and the oil palm obtained from the fruits is used in the manufacture of foods, pharmaceuticals, biofuels, lubricating greases, and else [1]. Oil palm cultivated vary widely depending on the age and location of the plantation stands [3].

Southeast Asia is a strategic location for oil palm cultivation because it requires humid tropical equatorial conditions [1]. The oil palm was accommodated by the tropical conditions with high humidity, high solar radiation and a temperature of 24–32°C [1]. There aren't many countries with similar ideal temperatures and rainfall patterns [4]. The oil palms are planted in rows, with 9-meter

space for each seedling (figure 1a). The triangular planting pattern designed is said to allow for optimum sunlight penetration and yield. Planting density is defined to be 148 palms per hectare [4].

Three stages can characterise the age of oil palm plantation, the young immature (0-3 years), the young mature (4-8 years), the mature phase (over 8 years) [5]. Oil palm plantations begin to produce fruit bunch at the phase of young 3 years after planting [6], having productive life at the phase of mature until 15 years after planting [3], and then begin to decrease until the oil palm is replanted at the phase of old 25-30 years after replanting [3,6] (figure 1b).

The phenology of oil palms is an important issue in the estimation of harvesting as well as one of the significant factors influencing the production of fruit bunches [7-9], according to Chong et al (2017) this morphological characteristic can be used to predict the phenology of oil palms since they are cultivated in specific ways [10]. Furthermore, information on oil palm phenology is important for precision agriculture in order to detect variations within oil palm plantation in a typical phenology group and improve planning management solutions [11]. In other cases, according to Darmawan et al (2021) age information is required for estimating oil palm taxes, replanting, and detecting oil palm disease [6,12,13]. According to Tan et al. (2013), collecting information and monitoring of oil palm phenology is time consuming and expensive, especially on a large or regional scale [8]. The physical and environmental conditions of the oil palm plantation are affected by the age productivity of the oil palm [14]. Previously, the phenology of oil palms was traditionally documented when the oil palms were first planted by labeling the land after the year of planting in standard management [9]. This information, however, is not widely accessible and is generally too difficult to collect and verify, especially from smallholders [9].

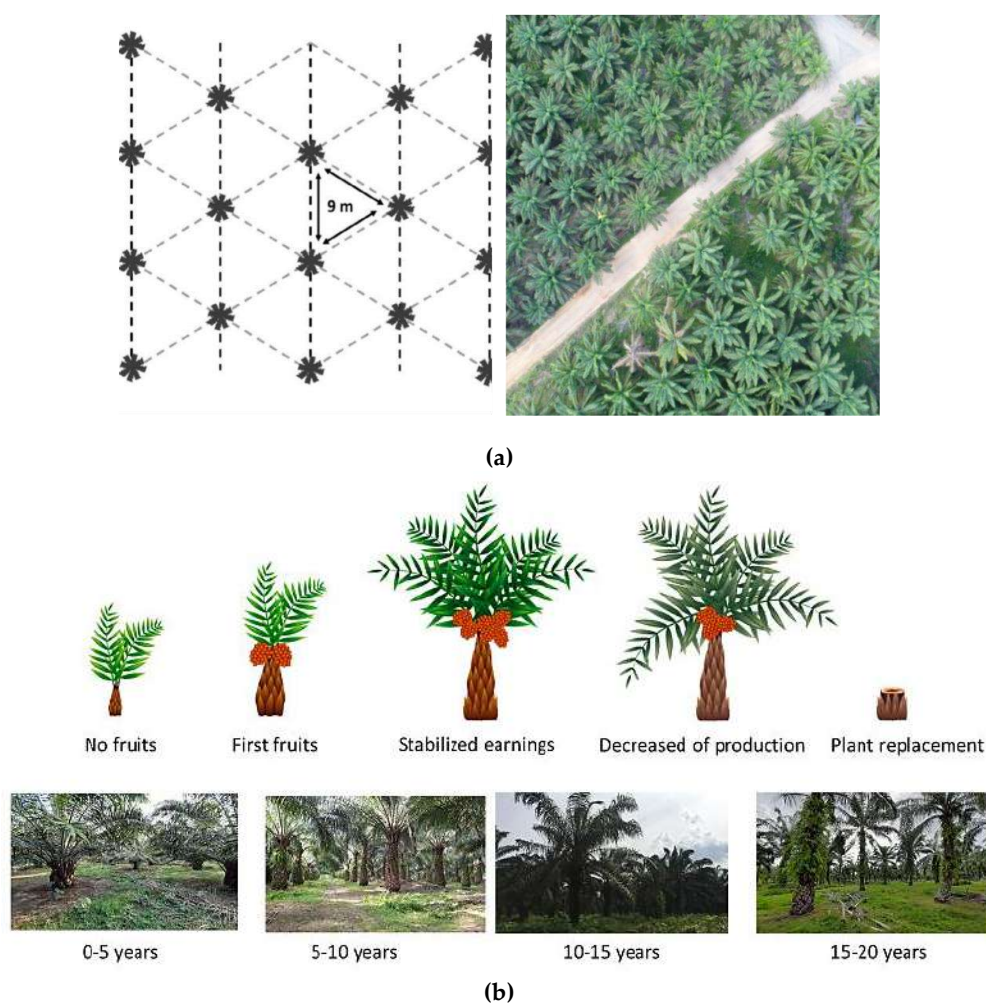


Figure 1. (a) The oil palm planting pattern [15]; (b) oil palm growth [6,16].

Since the 1990s, remote sensing has been used to monitor oil palms [17]. Researchers have used remote sensing technologies extensively, mostly for land cover classification in oil palm plantations [18]. Remote sensing can be used to analyze the phenology of oil palm plants since oil plantations have a standard planting pattern, including grouping planting in blocks on a regular schedule depending on the same planting year [14].

The aim of this study is to provide a review of remote sensing technologies to determine the oil palm phenology. The review is based on more than one hundred existing journal papers on remote sensing for oil palm plantation phenology. The review structure in this paper includes:

1. Introduction
2. State of The Art of Identification and Mapping for Oil Palm Phenology
 - 2.1 Based on sensor
 - 2.2 Based on physical tree parameter
 - 2.3 Based on classification technique
3. State of The Art of Developing Regression Model for Oil Palm Phenology
 - 3.1 Based on wavelength
 - 3.2 Based on physical tree parameter
 - 3.3 Based on type of regression model
4. Result
 - 4.1 Identification and Mapping of Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing
 - 4.2 Developing Regression Model of Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing
5. Challenging and Future Direction
6. Conclusion and Recommendation

2. State of The Art of Identification and Mapping for Oil Palm Phenology

The information about oil palm phenology is important for oil palm plantation management. For accurate information on trees, phenology is very important for scientific and practical reasons because it determines trees productivity [10]. Based on passive and active sensors, physical tree parameters, and classification techniques, we reviewed the latest methods for identifying and mapping the spatial distribution of oil palm phenology.

2.1 Based on Sensor

Remote sensing has the potential to significantly support in oil palm monitoring and potential oil palm plantation prediction [6]. Several studies in agriculture and plantations, particularly in oil palm plantations, have shown that remote sensing technology is capable of providing accurate performance estimates of the derivation of the relationship between spectral characteristics and vegetation index in the form of canopy cover by using the reflection of visual waves red, green, blue, and infrared wavelengths [19]. The interaction between a sensor and the Earth's surface has two modes: passive sensor and active sensor [20].

Passive sensors use solar radiation to reflect the Earth's surface and detect surface reflections. They normally absorb electromagnetic waves in the visible (430–720 nm) and near-infrared (750–950 nm) ranges [21]. Passive satellite sensors include those onboard Landsat, SPOT, Pléiades, EROS, GeoEye, WorldView, and other satellites [10]. Active sensors depend on internal energy sources, while passive sensors rely on external energy sources such as sunlight [22]. It utilizes electromagnetic waves in the visible and near-infrared ranges (a laser rangefinder or a laser altimeter) as well as radar waves (synthetic aperture radar (SAR)) [23]. Because of their potential to penetrate clouds and collect data under all-weather day-night environments, active sensors have emerged as a promising technology in the field of remote sensing [24]. TerraSAR-X, Sentinel-1A, ALOS PALSAR, RADARSAT, LiDAR, and other active sensors are examples. Passive and active sensors may be used to map oil palms based on phenology or image characteristics of oil palm plantations [25] by measuring and classifying reflected energy using spectral signatures [26].

Several techniques have been established to map oil palm land cover throughout the tropics utilizing satellite remote sensing data [27]. Oil palm mapping and change detection have been developed, with data sources derived from optical satellite earth observations [28,29] to microwave datasets [30,31], spatiotemporal resolutions from the regional to national scale [32] and from single to multi-decadal mapping [32], interpretation methods from manual to semi-automatic and fully automatic identification [33–36], and products going from oil palm land cover maps to more detailed datasets on plantation structure. Such as method based on phenology for classification of oil palm plantation [37–40], tree counting [26,29,34,36,41], age estimation [7,11,13,14,42], yield estimation [7,8,43], and a few studies also focused on the continuous oil palm change detection [44–46], allometric calculations of oil palm trees [47–51], above-ground biomass estimation (AGB) [48,52–56], carbon estimation [49,57–59], pest and disease detection [60–62].

Gutierrez-Velez and Defries (2013) used Landsat to investigate the usage of spatial changes in vegetation greenness to detect deforestation caused by large-scale oil palm expansion in the Peruvian Amazon [63], McMorrow (1995) estimated oil palm age using Landsat by measuring the reflectance value and showing the relationship between oil palm age; Sitoms et al. (2004) used Landsat as well [64], Also Santos and Messina (2008) [65], Morel et al. (2012) [56], Vadivelu et al. (2014) [66], Lee et al (2016) [28], Fitrianto et al (2018) [67], Carolita et al. (2019) [13], Danylo et al. (2020) [68], Shaharum et al (2020) [69], Sarzinsky et al (2020) [25], etc.

High-resolution satellite data sets can also produce optimal performance in estimating the age of oil palm trees, as Chemura et al. (2015) demonstrated by integrating multispectral data with World View-2 and performing regression analysis to reveal the oil palm age with biophysical parameters [2]. IKONOS was used by Thenkabail et al. (2004)[49] and Agustin et al. (2016)[70]. Active sensors, on the other hand, also focused on the physics of scattering processes. This method was primarily considered for identifying and capable of understanding backscatter value using SAR data. Nordin (2002) was used AIRSAR [71] to classification of oil palm age based on biophysic parameter. Other imagery which is commonly used is ALOS PALSAR, such as Darmawan et al (2016) was using ALOS PALSAR-2 [7] to showed the correlation of backscatter value with oil palm age. Other case Yayusman et al (2015) [72] classify young oil palm and mature oil palm for smallholder plantation. Morel et al. (2021) [56] estimated biophysical parameter for identified oil palm age, Tan et al. (2013) [8] eaitimated height tree and diameter breast heaight. Also recent studies were investigate or made comparisson between sensors, such as Avtar et al. (2013) [73] was insvestigate the model of oil palm age using ALOS PALSAR, RADARSAT, and TerraSAR-X. Carolita et al. (2019)[13] was made the comparisson between active sensor (Sentinel-1A) and passive sensor (Landsat-8). Darmawan et al. (2021)[6] investigated an oil palm phenology scattering model based on TerraSAR-X, Sentinel-1A, and ALOS PALSAR-2.

Recent studies combining passive and active sensors which aim to get high accuracy, such as Lee and Bretschneider [74] discovered that combining microwave and optical data would effectively map oil palm trees in a heterogeneous environment with an overall accuracy of 94%, relative to using Landsat (84%) and PALSAR (89%) data separately. Sarzinsky et al. (2020) [25] was using Landsat-8 and ALOS PALSAR for oil palm age classification. Danylo et al. (2021) [3] have mapped the extent and the age of productive oil palm plantations using Landsat and Sentinel-1A.

A side from the radar–optical combination, the integration of LiDAR (light detection and ranging) and optical data has been used in oil palm mapping. LiDAR, which is recognized for its extremely high spatial resolution data, can generate 3D details (canopy height and terrain elevation). It offers a 3D view of current oil palm plantation conditions when combined with an optical image, which is incredibly useful for plantation management and planning [41]. Such as, Avtar et al. (2020) was using multispectral unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR for estimating the biophysical parameter [75].

2.2 Based on physical tree parameter

In traditional management practice, the oil palm phenology is traditionally documented when the oil palms are first planted in the field by labeling the field after the year of planting [8]. As oil palms grow, they demonstrate allometric formation, in which various tree parts grow at different speeds [18]. Individually, these physical structures of the oil palm may be calculated. They are classified as biophysical parameters, and some of them are known to associate with the oil palm's growth stages (young, mature, and old) or may also be discriminated into specific phenology categories. These biophysical parameters include the oil palm's leaf area index (LAI), crown projection area (CPA), and height [18]. Shadow, roughness, and spectral response are examples of how they manifest [14].

The concept of LAI is the region of one-sided leaf tissue per unit ground surface [76]. The basic concept of LAI is to identify the structure of trees by calculating the density of the surface of the leaves in a canopy, which could result in effective light, air, and water interception [42,77]. The phenology would increase the LAI, with more fronds and leaves round the crown of the oil palms [11]. This relationship thus makes LAI a valuable feature in the estimation of oil palm phenology [78]. Also CPA is similar to the percent canopy cover but expressed as the canopy area that is covered by an individual oil palm [14]. In order to calculate the region of the oil palm's crown, high-resolution satellite imagery is needed. The data contains different responses in various spectral bands, which make it possible to distinguish, segment, and delineate the oil palm's crown core, rachis edges, and background [2]. For example, the crown core appears brighter than the edges and background. CPA can be determined since oil palm crowns are delineated using object-based image processing. In this region, a positive linear relationship with age is observed with the oil palm crown area projected [2].

The oil palm tree never stops growing in height. This feature of growth is very useful to estimate the oil palm age [11]. Throughout its life cycle, the height of the oil palm grows by 30–60 cm each year, depending on physical condition and genetic factors [79]. Different methods such as Interferometry Synthetic Aperture Radar (InSAR) can be used to obtain information about height [80]. Using only field-measured information, oil palm height showed a strong linear relationship with age [8,14]. The tree height has proven to be a potentially useful indicator for estimating oil palm phenology [18]. Another biophysical parameter, such as breast diameter, is insignificantly related to the phenology of oil palm since oil palm trunks do not grow after two years of maturity [81].

Several studies have used biomass to estimate the phenology of oil palm, such as Thenkabail et al. [20], who used stem height to estimate the aboveground biomass of young oil palm trees (1 to 5-years-old). Khalid et al. [4] used total height as a descriptive variable to estimate biomass for mid-mature (23-year-old) Malaysian oil palm plantations. SAR for oil palm plantations is an important parameter extracted from normalized backscatter that is related to AGB. Nordin (1996) [71] used a Biomass Index and created an empirical biomass model for oil palms. The results of SAR applications in the tropical forest can be applied to oil palm plantations. Because of the standard geometry, same plants, and identical age of the trees planted in a single plantation, it is easy to understand. Kee et al. (2018) [40] investigated oil palm tree discrimination using three parameters: LAI, Biomass, and Height to assess the backscatter value of oil palm from C-band and L-band. Also Lazecky et al (2018) [82] was identified oil palm plantation based on Sentinel 1 A (C-band).

2.3 Based on classification technique

A classification image algorithm can be used to identify an image into age categories to determine information regarding oil palm plantations [49]. Oil palm identification has been used successfully in a variety of image classification approaches. Image classification involves categorizing pixels based on different features such as spectral signatures, indices, contextual detail, and many more [83]. The techniques of image classification can be divided into supervised and unsupervised techniques [84]. The supervised classification techniques include support vector machine (SVM), random forest (RF), spectral angle mapper (SAM), fuzzy adaptive resonance theory supervised predictive mapping (Fuzzy ARTMAP), Mahalanobis distance (MD), radial basis function (RBF),

decision tree (DT), multilayer perception (MLP), naive Bayes (NB), maximum likelihood classifier (MLC), and fuzzy logic [45,46].

There are numerous classification techniques available, with Maximum Likelihood Classification (MLC) being the most common parametric classifier due to its good classification performance. Such as Santos and Messina (2008)[65] was using MLC for identified oil palm yields. Tan et al. (2013) [85] separated the age of oil palm trees. Vadivelu et al. (2014) [66] to involved the oil palm age classification. Yayusman et al (2015) [72] was classified young and mature oil palm. While the unsupervised classification techniques include A nity Propagation (AP) cluster algorithm, fuzzy c-means algorithms, K-means algorithm, ISODATA (iterative self-organizing data) etc [86]. Thenkabail et al. (2004) using ISOCCLASS unsupervised classification. Tan et al. (2013), Razali et al (2014) [87], and Dhanylo et al (2020) [88] was used Unsupervised Classification (ISODATA) on cloud computing Google Earth Engine (GEE) to reveal the age of oil for South East Asia. Other studies used a combination of the classification methodology to obtain the best level of accuracy. Morel et al. (2012) [56] effectively distinguished forest and oil palm areas on Landsat data using unsupervised k-means and Maximum likelihood with decision tree, as well as calculating aboveground biomass using ALOS PALSAR. Recent studies performed by Carolita et al (2019) [13] showed the possible usage for mapping oil palm age based on a SPOT-6 normalized vegetation differential Index (NDVI) pixel-based classifier.

Object-based image analysis (OBIA) is another method for classifying oil palm phenology. Instead of analyzing individual pixels, OBIA for remote sensing data requires grouping pixels into homogeneous segments or objects [89]. These segments provide additional information about individual pixels, such as mean, variance, and mean ratio values per band [89]. Accumulating pixels into segments further reduces the computing expense of working with finer resolution satellite imagery, which is becoming more available as sensor quality improves. This type of image segmentation algorithm is classified into four categories: Point, edge, region-based and combined [89]. Oil palm mapping can be categorized by combining pixels with identical values, clustering areas, and categorizing them based on texture, context, and geometry [41]. Rizei et al. (2018) [41], for example, estimated oil palm tree counting and age prediction from WorldView-3 imagery and LiDAR data utilizing an optimized OBIA. Chemura et al. (2015) [2] used OBIA to estimate the age of oil palm plantations (years after planting) by integrating high resolution multispectral remote sensing data and regression techniques.

In recent decade, machine learning classifiers have emerged as powerful classifiers and have been widely adopted for classification due to their higher accuracy and performance compared to MLC [90]. Analyses using artificial intelligence to identify oil palm land cover, such as Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), Classification and Regression Tree (CART), Deep Learning, Artificial Neural Network (ANN), and other machine learning algorithms were aim to obtain significant improvement [91]. Descal et al (2019) [92] was using cloud computing of random forest classification to discrimination the young and mature oil palm based on Sentinel 1 and Sentinel 2. Also Ordway et al (2019) [35] was using Random Forest models were used to classify imagery in 2000 and 2015 to classify land cover types: forest, mature oil palm, immature monoculture, and other land cover based on Landsat. De Alban et al (2018) [93] combined Landsat and L-band SAR data to improved land cover classification using the Random Forests classifier in Google Earth Engine. Also Shaharum et al (2020) [69], for the first time across Peninsular Malaysia, shaharum used GEE to characterize oil palm land cover using non-parametric machine learning algorithms such as SVM, CART, and RF, with the best aquracy using SVM on 93.16%.

To address automation issue, there exist more recent works using Deep Learning (DL) in computerized oil palm plantation analyses. For instance, DL approach was taken in palm tree detection and counting [36]. The convolutional neural network (CNN), a widely used deep learning model, has achieved great performance in many studies in the computer vision field, such as image classification. Li et al (2017) [34] proposed using deep learning to detect plants instead of manual detection methods. They used data from a manual count to train and improve the performance of the

CNN system [34]. Also Mubin et al (2019) was used CNN for separates the young and mature of oil palm tree [36].

3. State of The Art of Developing Regression Model of Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing

Other case some literature mention for identification of oil palm phenology using a regression model. A regression model can be develop from correlation between remote sensing data and age of oil palm derived from field survey. We reviewed excisting journal about regression model of oil palm phenology based on wavelength, physical tree paramater and type of regression model.

3.1 Based on wavelength

Depending on the wavelength, the electromagnetic radiation may be available from a natural source or it must be transmitted by the instrument. Typical passive sensors systems on space platform include panchromatic systems, multispectral systems, and hyperspectral systems. A multispectral sensor is a multichannel detector with a few spectral bands [94]. Each channel is sensitive to radiation within a narrow wavelength band. In visible light as being composed of energy in the blue (0.4 – 0.5 μm), green (0.5 – 0.6 μm), and red (0.6 – 0.7 μm) bands of the electromagnetic spectrum [95]. The middle-infrared region (often referred to as the short wavelength infrared, SWIR) includes energy with a wavelength of 1.3 to 3 μm . The thermal infrared at 3 to 5 μm and 8 to 14 μm . Such as, Mc Morrow (2001) was using Landsat TM to estimated age parameter by analyzing the spectral band and infra-red index [14]. Also Sitoms et al. (2004) analized the phenology model using spectral index [64]. Tan et al. (2013) made comparison using band 1, 2, 3, NDVI, and surface reflectance from Landsat and UK-DMC [8]. For high spatial resolutions, Carolita et al. (2017) has been succeeded to estimate age using NDVI based on SPOT 6 [96].

The active sensors are use frequencies from 1 to 90 GHz. The wavelength of active sensor is intrinsically linked to the penetration capabilities of the transmitted microwave signal, such that longer wavelength signals can penetrate deeper into vegetation canopies and soils [97]. An active sensor can obtain information in the electromagnetic spectrum bands K (1.1 - 1.7 cm), X (2.4 – 3.8 cm), C (3.8 – 7.5 cm), L (15 – 30 cm), and P (30 – 100 cm) [98], with the polarization of Horizontal to Horizontal (HH), Vertical to Vertical (VV), Horizontal to Vertical (HV), or Vertical to Horizontal (VH), which have varying ranges and azimuth resolutions [99]. Synthetic Aperture Radar (SAR) releases electromagnetic radiation in the microwave range of wavelengths and receives backscatter radiation when interaction with objects on the earth's surface [24]. Backscatter has been used in many studies to describe vegetation dynamics, based on current microwave wavelengths in the X-, C-, and L- bands [100]. Such as, Tan et al. (2013) applied the gray-level co-occurrence matrix (GLCM) technique to ALOS PALSAR-2 data to determine the age of oil palm trees [8]. Carolita et al. (2019) developed a regression model based on the correlation backscatter value from SAR Sentinel-1A data (band C-) and age collected from oil palm age block data [13]. Okada et al. (2018) discovered that the relationship between age and backscatter on has a strong correlation for HH and HV, and so the value of backscattering can be useful for analyzing the height and age of oil palm trees [12].

3.2 Based on physical tree parameter

To determine the phenology of oil palm by identifying plant biophysical parameters, that are also recognized to be related to the growth stages of oil palms (young, mature and old) or can be categorized into various age classes [9,14]. Assessing and quantifying biophysical parameters of vegetation cover are extremely important problems when monitoring land cover and associated changes, identifying vegetation stress, and assessing yield production. It can be used to quantify crop state within agriculture monitoring tasks under the global agriculture monitoring initiative, have

already proved to be efficient for crop yield, and production prediction estimation [101]. Remote sensing data from space are the only source of information in order to enable regular and consistent estimation of biophysical parameters at regional, national, and global scale [102]. Both optical and synthetic aperture radar imagery can be used to extract biophysical values.

Phenology information is a good indicator for yield prediction as it influences the quality and quantity of the fresh fruit bunches [2]. To determine the phenology many researcher had investigated the parameter of biophysic. This parameter should identified the physical of oil palm. The oil palm phenology begin at the age of 0, in this stage young oil palms are not much affected by competition before the leaves start to overlap, and yields per palm in the first few years may be more or less constant up to quite high densities [1]. Thus, the optimum is very high when production starts but falls to below 150 palms/ha within 10 years [81]. At any one age, quite a wide range of optimal densities has been recorded [1]. The oil palm fruit can be cultivated for 12 months of the year [1]. In oil palms older than about 10 years, leaf area does not change much, so the optimum might be expected to remain fairly constant after reaching a minimum at about 12–13 years after planting, the optimum density increased slightly in later years [1]. This was attributed to better light distribution through the canopy as differences in palm height become more marked light penetration through the canopy increased in year 13 from a minimum in years 9–11, variation in palm height increased with age [1]. Another factor may be that leaf area index is maximal at about 10 years and then falls slightly [1].

Generally, an allometric equation is often used in forestry to relate the measurable parameters of plants (such as age, diameter at breast height, tree height) to carbon stocks [48]. An allometric equation is developed based on a strong statistical relationship between the carbon stocks obtained from plot-based measurement of certain parameters [48]. Besides, it is an important piece of information to complete the allometric equation for the estimation of biomass [2,34,103]. This further indicates the carbon stock of oil palm and its environmental effects [14]. In oil palm, parameters such as age and trunk height are applied in an allometric equation for determining carbon stocks [54]. Such as, Shashikant et al. (2012) [53] investigated the relationship between radar backscatter and AGB data on age variants using various allometric equations. Kaniah (2014) [104] estimated LAI and fPAR of oil palm ecosystem in Malaysia using remote sensing. The data derived from band near infra red of UK-DMC 2 and LAI was domputed from hemispherical photos. The model used to scale up the LAI from plot to region. The result showed that has a good relationship between the LAI data and validation data. After that compared againts MOD15A, found that LAI and fPAR from UK-DMC 2 and MODIS matched well.

3.3 Based on type of regression model

A wide range of studies have been conducted using different remote sensing approaches to estimate the age of oil palm, which can be grouped into two main categories: radiative transfer models and statistical regression models. The most common method for estimating phenology is regression analysis [105]. A regression analysis or other statistical technique is being used to determine a correlation or relationship between two sets of information [14]. Use a regression model to understand how changes in the predictor values are associated with changes in the response mean. There are a variety of regression methodologies based on the type of response variable, the type of model that is required to provide an adequate fit to the data and the estimation method such as linear, multiple linear, and nonlinear [106]. The most common models are simple linear and multiple linear. Nonlinear regression analysis is commonly used for more complicated data sets in which the dependent and independent variables show a nonlinear relationship. There are three purposes for regression analysis: 1. Prediction; 2. design of the model; and 3. assessment of the parameters [107]. This procedure was specifically used to analyze the relationship between features extracted and ground-measured biophysical parameters. [14].

In the case of oil palm phenology many studies resulted with linear an non-linear regression, such as Nordin (1996) [71] using AIRSAR, Tan et al (2013) [85], Avtar et al (2013) [73], and Darmawan

et al. (2016) [7] and Darmawan et al. (2021) [6] using ALOS PALSAR, the relationship between age and biophysical parameter showed non-linear logarithmic equation with $R^2 = 0.4$ to 0.8 . McMorro (2001) [14] using Landsat and Okarda et al (2018) [12] using ALOS PALSAR, showed a linear regression relationship between age and spectral index equation with $R^2 = 0.7$. On the other hand, the equation resulted non-linear quadratic with average of $R^2 = 0.8$ using optical and SAR data has been shown by Tan et al (2013) [85], Carolita et al (2017) [96], Rizei et al (2018) [41], and Darmawan et al (2021) [6] using Sentinel-1A.

Mc Morrow (1995) [11] using Landsat TM, showed negative nonlinear correlation between the brightness of Landsat TM and the age of the oil palm, meaning that the smaller the reflectance value indicates the younger age of the oil palm. Carolita's (2017) [96] using SPOT, study showed that variations in NDVI can describe oil palm growth using the formula $y = -0.0004x^2 + 0.0107x + 0.3912$, where x is the age of the oil palm and Y is the NDVI, with $R^2 = 0.657$ and Pleaiades (2019) [13]. Comparison with the utilization of Landsat 8 imagery with regression analysis techniques indicates that the age of oil palm plants can be analyzed using spectral index NDVI with $R^2 = 0.85$. Also Chemura et al. (2015) [2] estimate the age of oil palm in Ghana by integrating multispectral data generated from World View 2 high-resolution satellite imagery and regression analysis techniques. The correlation between age and crown projection area (CPA) can be used to evaluate oil palm age models. According to the results of his study, there is a strong relationship between age and CPA in oil palms over the age of 13. Correlation with biomass parameter conducted by Nordin (1996) [71] using AIRSAR. Different polarizations (Horizontal (H) and Vertical (V)) of radar remote sensing were utilized to investigate the age of oil palm [7,8]. Both studies using the ALOS PALSAR series agreed that (1) HH statistically related to the age of oil palm better than HV, and (2) the backscatter value increased with age due to the biomass increases.

Shashikant et al (2012) [53] tested the relationship between radar backscatter and AGB data with certain allometric equations on age variants. Tan et al. (2013) [8] used ALOS PALSAR-2 data to detect the age of oil palm trees using the gray-level co-occurrence matrix (GLCM) technique. In 2016, Pohl and Long. (2016) [108] researched the application of interferometric SAR (InSAR) topography and developed high-profile oil palms; this information was useful for mapping the age profile of oil palms. They were obtained the relationship between tree height and age of oil palms applying a linear regression model. This relationship results in a height-to-age empirical model to form an equation that can derived age values from the height of oil palm trees in Malaysia.

The relationship between age and backscatter on mineral soils and peatlands has a strong correlation for HH, and HV was found by Okada et al. (2018) [12], besides that according to Okarda the importance of backscattering may be useful for analyzing the height and age of oil palm trees. Carolita et al (2019)[13] produced a regression model with the correlation backscatter value from the SAR Sentinel-1A data (band C-) with age obtained from oil palm age block data. In the C- band, the researchers found that tree cover pixels were considered oil palm if the VV-VH difference was greater than 7.4 dB and VH backscatter was less than -13 dB [109]. However, smaller wavelengths such as the C-band have been used successfully to predict phenology [110]. Darmawan et al (2021) tried to find out the potential of phenology characteristics using SAR data with X-, C-, and L-band. The result showed the most potential is C-band on VV polarization with $R^2 = 0.85$ [6].

4. Result

4.1 Identification and Mapping of Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing

Previous researchers began to look at the method of using a classification method to separate oil palm plantations from other land cover elements, then using this classification method to separate age groups (table 1).

418 Table 1. Oil Palm Phenology Using Classification Methods

Author	Classification Technique	Sensor	Accuracy	Parameter
Nordin (2002) [71]	Supervised Classification	AIRSAR	1 year=73% 2 years=99% 15 years=96% 20 years=63% 25 years= 82%	Biomass
Thenkabail et al (2004) [49]	ISOCCLASS	IKONOS	74.5%	Biomass
Santos and Messina (2008) [65]	MLC	RADARSAT and Landsat ETM+	83%	Oil Palm Crops
Jusoff (2009) [111]	Supervised classification Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm	Airborne Hyperspectral	93.33%	The characteristic of matured oil palm plantation
Morel et al (2012) [56]	K-Means, MLC, and DT	Landsat ETM+ ALOS-PALSAR	97.0%	Aboveground Biomass
Tan et al (2013) [85]	ISODATA, MLC, and RF	UK-DMC2 and ALOS PALSAR	45.3% to 52.9%	Radiance, vegetation indices, and fraction of shadow response to the age of oil palm trees
Gutiérrez-Vélez and Defries (2013) [63]	RF	Landsat TM/ETM+ and ALOS-PALSAR	Landsat= 96.3% ALOS-PALSAR= 94%	Vegetation index
Kanniah (2014) [104]	Vegetation Index (NDVI, Simple Ratio, and SAVI)	UK-DMC2 and MODIS	$R^2 = 0.70$ $R^2 = 0.66$	LAI and fPAR
Vadivelu et al (2014) [66]	MLC, NN, and SVM	Landsat TM	MLC = 47.26% NN = 34.58% SVM= 54.18%	Phase II involves the oil palm age classification
Razali et al (2014) [87]	ISODATA and K-Means	MODIS and ALOS	94%	Young oil palm
Yayusman et al (2015) [72]	MLC	ALOS AVNIR-2	Mature = 92% Young = 64.44%	Smallholder's oil palm plantation
Chemura et al (2015) [2]	OBIA	WorldView-2	80.6%	CPA
Agustin et al (2016) [70]	Segmentation Based Fractal Texture Analysis (SFTA)	IKONOS panchromatic	72.5%	The extraction of fractal based texture features
Lee et al (2016) [112]	CART and RF	Landsat in Google Earth Engine	CART = 93.6% RFT= 91.2%	Immature oil palm
Carolita et al (2017) [96]	NDVI	SPOT 6	$R^2 = 0.67$	Canopy
Rizeei et al (2016) [41]	SVM and OBIA	WorldView-3 and LiDAR	84.91%	Tree crown and tree height
Fitrianto et al (2018) [67]	Advanced Vegetation Index, Bare Soil Index,	Landsat 5, 7, 8	85.71%	Forest Canopy density (FCD)

	Shadow Index, and Thermal Index			
Mubin et al (2019) [36]	CNN	WorldView-3	young = 95.11% mature = 92.96%	Mature and young oil palms
Descals et al (2019) [92]	RF	Sentinel-1 and Sentinel-2	Sentinel-1= 93.5% Sentinel-2= 90.2%	Typology and age
Amirruddin et al (2020) [113]	DT and RF	Hyperspectral	RF= 92.79- 98.77% DT= 56.30–90.48%	Chlorofphyll
Danylo et al (2020) [88]	ISODATA	Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat 5, and 7	Kalimantan=80% Sumatra=83.% Insular Malaysia=82.78% Peninsular Malaysia=84.95% Thailand=80.33%	Bare soil index (BSI)
Shaharum et al (2020) [69]	SVM, CART, and RF	Landsat 8	SVM=93.16% CART=80.08% RF= 86.50%	
Sarzinsky et al (2020) [25]	RF	Landsat 8 and ALOS PALSAR 2	84%	
Avtar et al (2020) [114]	NDVI and NDRE	Multispectral sensors on Unmanned Aerial Vehicles (UAV)		Canopy height and CPA

419

420 Many classification technique in machine learning had improved for best accuracy, such as RF,
 421 SVM, ANN with an error around 80% to 90%. The hyperspectral imagery can improved for oil palm
 422 detail for phenology detection using biophysical parameter. However, all technique should be
 423 applied when adopting methods for one location and applying them to other locations as there are
 424 various factors that affect the accuracy of the classification outcome such as scale, phenology, and
 425 variations in topography and background signals. There is no single type of data that is suitable for
 426 all oil palm areas [115].

427 Machine learning with RF, SVM, and CNN techniques showed higher accuracy than other
 428 techniques. Gutiérrez-Vélez and Defries (2013) [63] used RF classification based on vegetation index
 429 with the accuracy of 96.3% using Landsat imagery. In the same technique, Lee et al. (2016) [112]
 430 detection immature oil palm based on Landsat with cloud computing GEE, showed an accuracy of
 431 91,2%. While Amirruddin et al. (2020) [113] made comparison of RF and DT based on hyperspectral
 432 imagery with accuracy of RF 98.77% and DT 90.48%. And Sarzynski et al (2020) [25] using RF based
 433 on fusion technique on Landsat 8 and ALOS PALSAR-2 with an accuracy of 84%. While CNN was
 434 developed by Mubbin et al (2019) [36] based on World View 3 for identification of young and mature
 435 oil palms with an overall accuracy of 95.11% for young oil palms and 92.96% for mature oil palms.
 436 Also, SVM technique with an average accuracy of 84.91% Rizzei et al. (2016) [41] and Shaharum et al.
 437 (2020) [69] on 93.16%.

438

439 4.2 Developing Regression Model of Oil Palm Phenology Based on Remote Sensing

440 Apart from the classification method, one approach to determining the age of oil palm is through
 441 the modeling algorithm using regression to showed the correlation between oil palm age parameter
 442 based on wavelength and biophysical parameter (table 2).

443

Table 2. Oil Palm Phenology Model

Author	Phenology Model	R ²	Parameter	Sensor
Nordin (2002)[71]	$y = 85.634\ln(x) + 77.993$	0.80	Biomassa	AIRSAR
	$y = 68.51\ln(x) + 62.388$	0.80		
Mc Morrow (2001)[14]	$y = 1.888 - 0.260x$	0.7	Spectral Band	Landsat TM
	$y = -0.03746 + 0.07861x$	0.8	Infrared index	
Sitoms (2004) [64]	$y = 61.3 - 0.54x_1 + 39.39x_2 - 42.3x_3$	0.69	Spectral index	Landsat TM
Tan et al. (2013) [8]	$y = -10.80\ln(x) + 123.40$	0.76	Band 1	UK-DMC-2
	$y = -1.79\ln(x) + 24.08$	0.20	Band 2	ALOS
	$y = -3.00\ln(x) + 24.58$	0.40	Band 3	PALSAR
	$y = -0.001\ln(x) + 0.68$	0.01	NDVI	
	$y = -0.14\ln(x) + 5.36$	0.02	SR	
	$y = -0.01\ln(x) + 1.01$	0.01	SAVI	
	$y = -0.13\ln(x) + 0.013$	0.80	ShadowFraction	
	$y = -2.07\ln(x) + 15.54$	0.79	Band 1 GLCM	
	$y = -0.59\ln(x) + 2.23$	0.43	Band 2 GLCM	
	$y = -0.11\ln(x) + 20.36$	0.19	Band 3 GLCM	
	$y = 2.00\ln(x) - 13.48$	0.49	LAI	
	$y = 1.05\ln(x) - 15.65$	0.27	LAI	
	$y = -0.09\ln(x) + 0.88$	0.26	Height Tree	
	$y = 0.000x^3 - 0.030x^2 + 0.714x - 0.892$	0.96		
	$y = 0.492x$	0.90	DBH	
	$y = -0.002x + 0.704$	0.02		
Avtar et al (2013) [73]	$y = 1.2598\ln(x) - 18.577$	0.49	HV	PALSAR,
	$y = 1.144\ln(x) - 9.8119$	0.62	HH	RADARSAT,
	$y = 1.3666\ln(x) - 17.496$	0.77	HV	TerraSAR-X
Chemura et al. (2015)[2]	$Age (year) = 0.59 + 0.15 \times CPA(m^2)$	0.88	CPA	WorldView-2
Darmawan et al. (2016)[116]	$y = -0.2783x + 23752$	0.23	FFB	ALOS
	$y = 0.8845\ln(x) - 13.655$	0.63	HH	PALSAR 2
	$y = 0.6445\ln(x) - 20.497$	0.42	HV	
Carolita et al. (2017) [96]	$y = -0.0004x^2 + 0.0107x + 0.3912$		NDVI	SPOT 6
Rizei et al.(2018)[41]	$y = 1.2803x - 0.9951$	0.88	LRF	WorldView
	$y = 0.0404x^2 + 0.4605x + 1.9856$	0.91	PRF	and LiDAR
	$y = 2.8103e^{0.1218x}$	0.90	ERF	
Okarda et al (2018)[12]	$y = 213x + 26.03$	0.55	Mineral Soil	ALOS
	$y = 0.63x + 16.55$	0.37	Mineral Soil	PALSAR-2
	$y = 0.46x + 9.20$	0.36	HH & Peatland	
	$y = 0.57x + 14.74$	0.28	HV & Peatland	
Carolita et al. (2019)[13]	$y = -0.0003x^2 + 0.0068x + 0.4388$	0.85	NDVI	Landsat 8
	$y = -0.0222x^2 + 0.4579x - 17.311$	0.77	HV	Sentinel 1
	$y = -0.0219x^2 + 0.4594x - 9.8191$	0.68	HH	
Carolita et al (2019)[13]	$y = -0.0003 + 0.0068x + 0.438$	0.84	NDVI	Landsat,
	$y = -0.00032 + 0.0055x + 0.8393$	0.81		SPOT,
	$y = -0.0002 + 0.0071x + 0.78$	0.8		Pleiades,
	$y = -0.0002 + 0.0071x + 0.4388$	0.85		and Sentinel 2
	$y = -0.0002 + 0.0081x + 0.8272$	0.96		
	$y = -0.0008 + 0.0017x + 0.797$	0.61		
	$y = -0.0005 + 0.0111x + 0.817$	0.85		
	$y = -0.0002 + 0.0084x + 0.792$	0.7		
	$y = -0.0002 + 0.0084x + 0.792$	0.7		
	$y = -0.0002 + 0.0058x + 0.874$	0.88		

Darmawan et al. (2021) [6]	$y = -0.2153x - 9.9086$	0.66	HH	TerraSAR-X,
	$y = -0.0072x^2 + 0.1787x - 9.0757$	0.81	VH	Sentinel-1A,
	$y = -0.0046x^2 + 0.1071x - 15.858$	0.85	VV	and ALOS
	$y = 1.756 \ln(x) - 22.069$	0.71	HV	PALSAR-2
	$y = 2.0916 \ln(x) - 19.379$	0.77	HH	

All remote sensing data can be applied in developing the oil palm phenology model. It depends on choosing the biophysical parameter for estimating the oil palm age. For passive sensors, Landsat imagery is commonly used to extract oil palm parameters using spectral indexes such as NDVI and a quadratic non-linear regression model. Also, the use of World View imagery conducted by Chemura et al. (2015) was applied using biophysic parameter CPA with $R^2 = 0.88$. Many studies have chosen L-band penetration in active sensors because it has the ability to detect and measure biophysical parameters with moderate coefficient determination, such as using aboveground biomass and the model is logarithmic non-linear regression. Nordin (2002), for example, demonstrated a coefficient determination of 0.8 using AIRSAR with biophysical parameters on biomass. It means biomass has a strong correlation with standing age. Tan et al (2013) using biophysical parameter height tree and diameter breast height of oil palm based on ALOS PALSAR with $R^2 = 0.9$. On the other hand, Sentinel-1A with VV polarization conducted by Darmawan et al. (2021) had quadratic linear regression with the higher $R^2 = 0.85$. Non-linear regression was applied for better coefficient determination (R^2), such as quadratic and logarithmic type with $R^2 = 0.5$ to 0.8 , from moderate to strong correlation.

5. Challenging and Future Direction

Remote sensing technology generates information for the purposes of describing oil palm conditions, processing, and re-analysing the data using a customized management practices [19]. The used of active and passive sensor with variety of wavelength, biophysical tree parameter, classification and regression methods can be challenging to improve suitable technique for identification, classification and developing regression model of oil palm phenology.

5.1 Combining multisensor remote sensing data

The used of active and passive sensors have been succeeded for classification and develop the algorithm model with high accuracy. In passive sensors have become general for analyzing the oil palm phenology simultaneously in regional scale and also can be used to identified the vegetation indices and biophysical parameter such as leaf area index and forest canopy density. Nevertheless active sensors can be used for identified oil palm age using biophysical parameter such as aboveground biomass, tree height, canopy height, etc.

Active sensors can only obtain complex data under various transmitting and receiving polarizations biophysical parameter can only be extracted through regression models or machine learning [117]. With the advancement of active sensors (SAR), multipolarization SAR is evolving, which is adaptive to the shape and orientation of vegetation components [117]. According to Izzawati et al. (2006) [118], the key variables influencing the accuracy of tree height estimation are canopy shape, tree density, and slope. If according to Pohl et al. (2015) and Tan et al (2013) active sensors can provide important information on tree height to complete the list of biophysical parameters to estimate the productivity of a plantation using polarimetry and interferometric techniques (PolInSAR) [8,119]. These techniques can be used to estimate tree height by subtracting a digital terrain model (DTM) from an InSAR height, or by dual PolInSAR data generated from X-band, C-band, L-band, and P-band[120]. PolInSAR seems to be a very effective instrument for ecology and

forestry because it can provide highly accurate estimation of canopy height and forest biomass [119], but it has not been yet implemented in oil palms phenology studies.

Furthermore, the usage of passive and active data to identify oil palm plantations emphasizes the usefulness of multisensory and data fusion techniques, which combine various data features to improve best accuracy [25]. According to Rashid et al. (2021), for oil palm classification, the fusion of data from multi-sensors is highly recommended. Also Najib et al. (2020) [121] had been combining of multisensor data using ALOS PALSAR-2 and Landsat TM to detect mature and young oil palm and the result showed the accuracy on 98.36% in Peninsular Malaysia. Sarzynski et al (2020) [25] was evaluated the use of a semi-automated approach with random forest as a classifier and combined optical and radar datasets to classify oil palm land-cover in 2015 in Sumatra, Indonesia, using Google Earth Engine with overall accuracy on 84%. Danylo et al. (2021) [3] was used Sentinel 1 to generate the oil palm plantation map in and Landsat time series was used to determine oil palm plantation first detected using NDVI and BSI.

5.2 The most suitable classification method and regression model

According to Chong et al (2017) [15] in a general sense, to discrimination the oil palm and other plantation the technique classification is carried out by classifying pixels of similar attribute/value depending on the used classifier. Machine learning method on random forest classifier is very effective to identification and mapping of oil palm. According to Sarzynski et al (2020) RF is a class of decision trees that can increase the precision of classifying and detecting plantations, for example palm oil, depending on the data they collect [25]. And also according to Shaharum et al (2020) The RF algorithm derived oil palm information better than the other classifier, and the RF algorithm enhanced classification when the RF trees were ensembled into a forest [69]. Beside that according to Attarchi and Gloaguen (2014) Non-parametric RF models can accommodate a large number of correlated input variables and biased data while avoiding overfitting. As a result, RF models are highly useful for mapping heterogeneous landscapes [122]. Beside that, incipient developments in deep machine learning approaches such as convolutional neural networks are gaining attention due to their promising capability for automatically extracting valuable contextual information from remote sensing data such as for large-scale classification [123]. Li et al (2017) [34] proposed using deep learning to detect plants instead of manual detection methods. According to Toh et al (2017) [124] deep learning classification requires large dataset for optimal classification training. In addition to being very accurate, according to Bonet et al (2020) [125] the approach of using deep learning method such as convolutional neural network (CNN) is very flexible as it can be used straightaway for identifying similar plants, or a different variety and increasing the number of miss-classified of oil palms. All the classification technique can improve the best accuracy until 90%.

In one study, the object-based image analysis (OBIA) was found to be more accurate than pixel-based analysis. Chemura et al.(2015) [2] was adopted Worldview-2 to investigate oil palm age using classification method of OBIA to identified the crown area and combining with regression technique. The result showed with overall accuracy 72.8%, the segmentation goodness of fit 0.69 and correlation with field measure crown area on 0.9 that indicated the successful delineation of individual tree crowns using OBIA.

In modelling of oil palm phenology based on regression model is not always follow with linear behaviour. The oil palm phenology normally have a non-linear type of relationship [126]. Non-linear machine learning techniques are a type of highly efficient regression approach that has been used successfully in the analysis of biophysical parameter. According to Frost (2020) [127] non-linear regression also requires a continuous dependent variable, but it provides a greater flexibility to fit curves than linear regression. According to Chong et al (2017) the physical characteristics of the tree has also proven to be a potentially reliable indicator for the estimation of oil palm age [10]. Most non-linear models have one continuous independent variable, but it is possible to have more than one [127]. According to Ali et al (2015) such techniques can learn and estimate even complicated non-linear mappings using advanced machine learning methods and the information contained in a series

of comparison samples and the artificial neural networks (ANN) is one of the often used techniques in the field of biophysical parameter retrieval and has been widely investigated in many application domains [128].

Recent studies had revealed the ANN on oil palm studies [126,129], Hilal et al (2020) showed that ANN was a significant modelling instrument that has terrific potential for optimisation prediction models with high precision in many areas of studies with. All the regression model can improve the higher coefficient determination (R^2) from moderate (0.4) to strong (0.9) relationship. Furthermore, all machine learning techniques do not always produce a high-precision because good results depend on the machine-learning model set-up, training samples, and input parameters [130].

5.3 Deep Learning Method on Oil Palm Phenology

In the future of remote sensing technology is expected to evolve into high-tech industries where systems are coupled with artificial intelligence and big data [131] to examine the relationship between environmental and socio-economic indicators [132]. Recent advances in cloud computing and big data allow rapid mapping to be performed over large a geographical scale [133] including image processing based on machine learning. Machine learning approaches have been shown to be able to ingest different kinds of remote sensing data [128]. The recent evolution in Artificial Intelligence, such as Deep Learning, promise to bring the remote sensing technology to new standards, improving detection, and classification [134]. This information is critical for determining crop health and productivity and serves as an essential measure for agriculture planning and management [135]. Including in oil palm management practices, recent studies have been proposed the use of remote sensing technology using various data and advance image processing based on machine learning and deep learning. Such as Sarzynski et al. (2020) [25] was improved accuracy for detecting oil palm plantations using multisensor and data fusion techniques, which integrate multiple data features to improve map detail and accuracy based on machine learning random forest classification. Descals et al. (2021) [136] was using deep learning CNN for semantic segmentation, was trained to classify closed-canopy based on Sentinel-1 and Sentinel-2 images. The result showed that the suitability of deep learning in remote sensing for complex classification scenarioise with 98% of overall accuracy. Yarak et al. (2021) [137] was applying high-resolution imagery from UAV, combined with deep learning Faster-RCNN (recurrent neural networks), for automatic detection and health classification of oil palm trees and using three important physical characteristics: crown size, crown color, and crown density. These characteristics could indicate the age of the oil palm, nutrient deficiencies, and the presence of an epidemic disease, named Ganoderma.

The deep learning on CNNs technique will be more developed for classification or algorithm model with a large of data or parameter. According to Yarak et al. (2001) [137] detection and classification of oil palm trees by using the deep learning need to be performed using high-resolution images and require field survey data to study important physical characteristics of oil palm trees and evaluate the reliability of the results. Also according to Li et al. (2019) the used of high-resolution satellite images to train CNN models capable of detecting oil palm units and return their exact number in a given area [26].

6. Conclusions and Recommendation

The result showed for identification and mapping of oil palm phenology based on sensors, include passive sensors had been choosed for estimating oil palm age by analized the spectral response, susch as MODIS, Landsat, SPOT, IKONOS, World View, etc. In active sensors was analized the backscattering characteristics, such as TerraSAR-X, Sentinel-1A, ALOS PALSAR, LiDAR, etc. Based on physical tree parameters was using biophysical parameters include leaf area index (LAI), crown projection area (CPA), and height of the oil palm by estimated the growth of oil palm tree through shadow, roughness, and spectral response. Based on classification method were using supervised and unsupervised classification in order to classified the image to discrete oil palm age.

Machine learning classifier include RF, SVM, and ANN showed the accuracy around 98%, also OBIA method can identified more accurate with more than 90%.

In order for developing regression model of oil palm phenology based on wavelength can estimate phenology by analyzed the penetration capabilities of the transmitted microwave signal which can penetrate deeper into vegetation canopies and soils. Such as L-band with 15–30 cm can penetrate through the canopy, trunk, and surface. Based on physical tree parameter can estimated oil palm phenology by analyzed the canopy layer, fruit bunch, tree height using allometric technique. Based on regression model was specifically used to analyzed the relationship between features extracted and ground-measured biophysical parameters in order to prediction, built the model, and estimating the age parameter with coefficient determination between until 0.91. However, regression model based algorithms using machine learning could be very effective to predict oil palm phenology.

However, still challenging to improve suitable technique for identification, classification and developing regression model of oil palm phenology. For future study can be addressed by integrating machine learning with oil palm biophysical parameters based on multi sensor remote sensing technologies. Deep learning on CNNs can be further developed for classification and regression model with a large number of parameters. We recommend some parameter, remote sensing data, and method, as seen in table 3.

Table 3. Recommendation for further studies on oil palm phenology based on remote sensing

Task	Parameter	Remote Sensing Data	Method
Identification, Classification and Mapping	Leaf Area Index, Canopy density, NDVI	Landsat, high resolution images, UAV LiDAR	Machine learning (RF, SVM, DT), OBIA
Developing Regression Model	Leaf Area Index, Canopy Height, biomass	SAR, PolInSAR, UAV LiDAR	Non-Linear Regression using deep learning (NN)

Supplementary Materials: The following are available online at www.mdpi.com/xxx/s1, Figure S1: title, Table S1: title, Video S1: title.

Author Contributions: Conceptualization, S.D. and R.H.; methodology, R.H. and S.D.; formal analysis, R.H. and S.D.; investigation, R.H. and S.D.; data curation, R.H.; writing—original draft preparation, R.H.; writing—review and editing, R.H. and S.D.; supervision, K.W. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was funded by the Ministry of Research and Technology/National Research and Innovation (Kemenristek/BRIN) and Agency Indonesia Endowment Fund for Education (LPDP), with Contract No. 249/E1/PRN/2020 and The Indonesian Ministry of Education and Culture.

Acknowledgments: In addition, the researchers would like to thank Kemenristek/BRIN, LPDP, Kemendikbud, Study Program of Geodetics Engineering and LPPM Itenas Bandung, and Department of Geodesy and Geomatics ITB.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Corley, R.H. v.; Tinker, P.B.H. *The Oil Palm (World Agricultural Series) Fifth Edition*; 2016;
2. Chemura, A.; van Duren, I.; van Leeuwen, L.M. Determination of the Age of Oil Palm from Crown Projection Area Detected from WorldView-2 Multispectral Remote Sensing Data: The Case of Ejisu-Juaben District, Ghana. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2015**, *100*, 118–127, doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.07.013.
3. Danylo, O.; Pirker, J.; Lemoine, G.; Ceccherini, G.; See, L.; McCallum, I.; Hadi; Kraxner, F.; Achard, F.; Fritz, S. A Map of the Extent and Year of Detection of Oil Palm Plantations in Indonesia, Malaysia and Thailand. *Scientific Data* **2021**, *8*, 4–11, doi:10.1038/s41597-021-00867-1.
4. Basiron, Y. Palm Oil Production through Sustainable Plantations. *European Journal of Lipid Science and Technology* **2007**, *109*, 289–295, doi:10.1002/ejlt.200600223.
5. Hårdter, R.; Chow, W.Y.; Hock, O.S. Intensive Plantation Cropping, a Source of Sustainable Food and Energy Production in the Tropical Rain Forest Areas in Southeast Asia. *Forest Ecology and Management* **1997**, *91*, 93–102, doi:10.1016/S0378-1127(96)03880-7.
6. Darmawan, S.; Carolita, I.; Hernawati, R.; Dirgahayu, D.; Agustan; Permadi, D.A.; Sari, D.K.; Suryadini, W.; Wiratmoko, D.; Kunto, Y. The Potential Scattering Model for Oil Palm Phenology Based on Spaceborne X-, C-, and L-Band Polarimetric SAR Imaging. *Journal of Sensors* **2021**, *2021*, 1–14, doi:10.1155/2021/6625774.
7. Darmawan, S.; Takeuchi, W.; Haryati, A.; Najib, R.A.M.; Na’Aim, M. An Investigation of Age and Yield of Fresh Fruit Bunches of Oil Palm Based on ALOS PALSAR 2. In Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science; 2016; Vol. 37.
8. Tan, K.P.; Kanniah, K.D.; Cracknell, A.P. Use of UK-DMC 2 and ALOS PALSAR for Studying the Age of Oil Palm Trees in Southern Peninsular Malaysia. *International Journal of Remote Sensing* **2013**, *34*, 7424–7446, doi:10.1080/01431161.2013.822601.
9. Chong, K.L.; Kanniah, K.D.; Pohl, C.; Tan, K.P. A Review of Remote Sensing Applications for Oil Palm Studies. *Geo-Spatial Information Science* **2017**, *20*, 184–200, doi:10.1080/10095020.2017.1337317.
10. Chong, K.L.; Kanniah, K.D.; Pohl, C.; Tan, K.P. A Review of Remote Sensing Applications for Oil Palm Studies. *Geo-Spatial Information Science* **2017**, *20*, 184–200, doi:10.1080/10095020.2017.1337317.
11. McMorrow, J.M. Relation of Oil Palm Spectral Response to Stand Age. *International Journal of Remote Sensing* **1995**, *16*, 3203–3209, doi:10.1080/01431169508954624.
12. Okarda, B.; Carolita, I.; Kartika, T.; Komarudin, H. Mapping of Smallholder Oil Palm Plantation and Development of a Growth Model. In Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science; 2018; Vol. 169.
13. Carolita, I.; Darmawan, S.; Permana, R.; Dirgahayu, D.; Wiratmoko, D.; Kartika, T.; Arifin, S. Comparison of Optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in Oil Palm Monitoring, Case Study: Asahan, North Sumatera, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* **2019**, *280*, 012015, doi:10.1088/1755-1315/280/1/012015.

14. McMorrow, J. Linear Regression Modelling for the Estimation of Oil Palm Age from Landsat TM. *International Journal of Remote Sensing* **2001**, *22*, 2243–2264, doi:10.1080/01431160117188.
15. Chong, K.L.; Kanniah, K.D.; Pohl, C.; Tan, K.P. A Review of Remote Sensing Applications for Oil Palm Studies. *Geo-Spatial Information Science* **2017**, *20*, 184–200, doi:10.1080/10095020.2017.1337317.
16. FONAP Forum for Sustainable Palm Oil – a Joint Commitment to Sustainability Available online: <https://www.forumpalmoel.org/en/welcome> (accessed on 28 November 2020).
17. Xu, Y.; Yu, L.; Li, W.; Ciais, P.; Cheng, Y.; Gong, P. Annual Oil Palm Plantation Maps in Malaysia and Indonesia from 2001 to 2016. **2020**, 3467071, 847–867.
18. Pohl, C.; Loong, C.K.; Van Genderen, J. Multisensor Approach to Oil Palm Plantation Monitoring Using Data Fusion and GIS. *ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings* **2015**.
19. Darmawan, S.; Naser, M.; Carolita, I.; Sari, D.K. State Of The Art Remote Sensing Technology For Oil Palm Management In Indonesia. In *Proceedings of the The 39th Asian Conferences on Remote Sensing (ACRS)*, Kuala Lumpur, Malaysia; October 2018; pp. 830–834.
20. Lillesand, T.M.; Kiefer, R.W. *Remote Sensing and Image Interpretation*.; John Wiley & Sons, Inc, 1979; ISBN 0471026093.
21. Melesse, A.M.; Weng, Q.; Thenkabail, P.S.; Senay, G.B. Remote Sensing Sensors and Applications in Environmental Resources Mapping and Modelling. *Sensors* **2007**, *7*, 3209–3241, doi:10.3390/s7123209.
22. Bamler, R.; Schättler, B. SAR Data Acquisition and Image Formation. In *Geocoding: ERS-1 SAR Data and Systems*; Wichmann-Verlag, 1993.
23. Van Zyl, J.J.; Kim, Y. *Synthetic Aperture Radar Polarimetry*; Yuen, J.H., Ed.; A John Wiley and Sons, Inc., Publication: California, 2011; ISBN 1118116070.
24. Flores-Anderson, A.I.; Herndon, K.E.; Cherrington, Emil.; Thapa, R.Bahadur.; Kucera, Leah.; Guyen, N.Hanh.; Odour, Phoebe.; Wahome, Anastasia.; Tenneson, K.Aris.; Mamane, Bako.; et al. *THE SAR HANDBOOK: Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation*; 1st ed.; SERVIR Global: Sparkman Drive, Huntsville, 2019;
25. Sarzynski, T.; Giam, X.; Carrasco, L.; Huay Lee, J.S. Combining Radar and Optical Imagery to Map Oil Palm Plantations in Sumatra, Indonesia, Using the Google Earth Engine. *Remote Sensing* **2020**, *12*, doi:10.3390/rs12071220.
26. Li, W.; Dong, R.; Fu, H.; Yu, L. Large-Scale Oil Palm Tree Detection from High-Resolution Satellite Images Using Two-Stage Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing* **2019**, *11*, doi:10.3390/rs11010011.
27. Okoro, S.U.; Schickhoff, U.; Böhner, J.; Schneider, U.A. A Novel Approach in Monitoring Land-Cover Change in the Tropics: Oil Palm Cultivation in the Niger Delta, Nigeria. *Erde* **2016**, *147*, 40–52, doi:10.12854/erde-147-3.
28. Lee, J.S.H.; Wich, S.; Widayati, A.; Koh, L.P. Detecting Industrial Oil Palm Plantations on Landsat Images with Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* **2016**, *4*, 219–224, doi:10.1016/j.rsase.2016.11.003.
29. Srestasathir, P.; Rakwatin, P. Oil Palm Tree Detection with High Resolution Multi-Spectral Satellite Imagery. *Remote Sensing* **2014**, *6*, 9749–9774, doi:10.3390/rs6109749.

30. Cheng, Y.; Yu, L.; Xu, Y.; Liu, X.; Lu, H.; Cracknell, A.P.; Kanniah, K.; Gong, P. Towards Global Oil Palm Plantation Mapping Using Remote-Sensing Data. *International Journal of Remote Sensing* **2018**, *39*, 5891–5906, doi:10.1080/01431161.2018.1492182.
31. Li, L.; Dong, J.; Tenku, S.N.; Xiao, X. Mapping Oil Palm Plantations in Cameroon Using PALSAR 50-m Orthorectified Mosaic Images. *Remote Sensing* **2015**, *7*, 1206–1224, doi:10.3390/rs70201206.
32. Miettinen, J.; Hooijer, A.; Tollenaar, D.; Page, S.; Malins, C. Historical Analysis and Projection of Oil Palm Plantation Expansion on Peatland in Southeast Asia. **2012**.
33. Xu, Y.; Yu, L.; Li, W.; Ciais, P.; Cheng, Y.; Gong, P. Annual Oil Palm Plantation Maps in Malaysia and Indonesia from 2001 to 2016. *Earth System Science Data Discussions* **2019**, 3467071, 1–35, doi:10.5194/essd-2019-137.
34. Li, W.; Fu, H.; Yu, L.; Cracknell, A. Deep Learning Based Oil Palm Tree Detection and Counting for High-Resolution Remote Sensing Images. *Remote Sensing* **2017**, *9*, doi:10.3390/rs9010022.
35. Ordway, E.M.; Naylor, R.L.; Nkongho, R.N.; Lambin, E.F. Oil Palm Expansion and Deforestation in Southwest Cameroon Associated with Proliferation of Informal Mills. *Nature Communications* **2019**, *10*, 1–11, doi:10.1038/s41467-018-07915-2.
36. Mubin, N.A.; Nadarajoo, E.; Shafri, H.Z.M.; Hamedianfar, A. Young and Mature Oil Palm Tree Detection and Counting Using Convolutional Neural Network Deep Learning Method. *International Journal of Remote Sensing* **2019**, *40*, 7500–7515, doi:10.1080/01431161.2019.1569282.
37. Agustin, S.; Devi, P.A.R.; Sutaji, D.; Fahriani, N. Oil Palm Age Classification on Satellite Imagery Using Fractal-Based Combination. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* **2016**, *89*, 18–26.
38. Yusoff, N.M.; Muharam, F.M.; Khairunniza-Bejo, S. Towards the Use of Remote-Sensing Data for Monitoring of Abandoned Oil Palm Lands in Malaysia: A Semi-Automatic Approach. *International Journal of Remote Sensing* **2017**, *38*, 432–449, doi:10.1080/01431161.2016.1266111.
39. Darmawan, S.; Carolita, I.; Ananta, E. Identification of Oil Palm Plantation on Multiscatter and Resolution of SAR Data Using Variety of Classifications Algorithm (Case Study: Asahan District, North Sumatera Province). In Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science; 2020; Vol. 500.
40. Kee, Y.W.; Shariff, A.R.M.; Sood, A.M.; Nordin, L. Application of SAR Data for Oil Palm Tree Discrimination. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* **2018**, *169*, doi:10.1088/1755-1315/169/1/012065.
41. Rizeei, H.M.; Shafri, H.Z.M.; Mohamoud, M.A.; Pradhan, B.; Kalantar, B. Oil Palm Counting and Age Estimation from WorldView-3 Imagery and LiDAR Data Using an Integrated OBIA Height Model and Regression Analysis. *Journal of Sensors* **2018**, *2018*, doi:10.1155/2018/2536327.
42. Izzawati; Lewis, P.; McMorro, J. 3D Model Simulation of Polarimetric Radar Backscatter and Texture of an Oil-Palm Plantation. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* **1998**, *3*, 1502–1504, doi:10.1109/igarss.1998.691539.

43. Balasundram, S.; Robert, P.; Mulla, D.; Allan, D. Relationship between Oil Palm Yield and Soil Fertility as Affected by Topography in an Indonesian Plantation. *Communications in Soil Science and Plant Analysis* **2006**, *37*, 1321–1337, doi:10.1080/00103620600626817.
44. Carlson, K.M.; Curran, L.M.; Asner, G.P.; Pittman, A.M.D.; Trigg, S.N.; Marion Adeney, J. Carbon Emissions from Forest Conversion by Kalimantan Oil Palm Plantations. *Nature Climate Change* **2013**, *3*, 283–287, doi:10.1038/nclimate1702.
45. Chuah, H.T.; Kam, S.W.; Chye, Y.H. Microwave Dielectric Properties of Rubber and Oil Palm Leaf Samples: Measurement and Modelling. *International Journal of Remote Sensing* **1997**, *18*, 2623–2639, doi:10.1080/014311697217503.
46. Carlson, T.N.; Ripley, D.A. On the Relation between NDVI, Fractional Vegetation Cover, and Leaf Area Index. *Remote Sensing of Environment* **1997**, *62*, 241–252, doi:10.1016/S0034-4257(97)00104-1.
47. Pohl, C.; Loong, C.K.; Van Genderen, J. Multisensor Approach to Oil Palm Plantation Monitoring Using Data Fusion and GIS. *ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings* **2015**.
48. Aholoukpè, H.; Dubos, B.; Flori, A.; Deleporte, P.; Amadji, G.; Chotte, J.L.; Blavet, D. Estimating Aboveground Biomass of Oil Palm: Allometric Equations for Estimating Frond Biomass. *Forest Ecology and Management* **2013**, *292*, 122–129, doi:10.1016/j.foreco.2012.11.027.
49. Thenkabail, P.S.; Stucky, N.; Griscom, B.W.; Ashton, M.S.; Diels, J.; Van der Meer, B.; Enclona, E. Biomass Estimations and Carbon Stock Calculations in the Oil Palm Plantations of African Derived Savannas Using IKONOS Data. *International Journal of Remote Sensing* **2004**, *25*, 5447–5472, doi:10.1080/01431160412331291279.
50. Migolet, P.; Goïta, K.; Ngomanda, A.; Biyogo, A.P.M. Estimation of Aboveground Oil Palm Biomass in a Mature Plantation in the Congo Basin. *Forests* **2020**, *11*, 1–23, doi:10.3390/F11050544.
51. Lucas, R.; Bunting, P.; Clewley, D.; Armston, J.; Fairfax, R.; Fensham, R.; Accad, A.; Kelley, J.; Laidlaw, M.; Eyre, T.; et al. An Evaluation of the ALOS PALSAR L-Band Backscatter—Above Ground Biomass Relationship Queensland, Australia: Impacts of Surface Moisture Condition and Vegetation Structure. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* **2010**, *3*, 576–593, doi:10.1109/JSTARS.2010.2086436.
52. Asari, N.; Suratman, M.N.; Jaafar, J. Modelling and Mapping of above Ground Biomass (AGB) of Oil Palm Plantations in Malaysia Using Remotely-Sensed Data. *International Journal of Remote Sensing* **2017**, *38*, 4741–4764, doi:10.1080/01431161.2017.1325533.
53. Shashikant, V.; Shariff, A.R.M.; Nordin, L.; Pradhan, B. Estimation of above Ground Biomass of Oil Palm Trees by PALSAR. *CHUSER 2012 - 2012 IEEE Colloquium on Humanities, Science and Engineering Research* **2012**, 838–841, doi:10.1109/CHUSER.2012.6504430.
54. Khalid, H.; Zin, Z.; Anderson, J.M. Quantification of Oil Palm Biomass and Nutrient Value in a Mature Plantation. I. Above-Ground Biomass. *Journal of Oil Palm Research* **1999**, *11*, 23–32.
55. Morel, A.C.; Saatchi, S.S.; Malhi, Y.; Berry, N.J.; Banin, L.; Burslem, D.; Nilus, R.; Ong, R.C. Estimating Aboveground Biomass in Forest and Oil Palm Plantation in Sabah, Malaysian Borneo Using ALOS PALSAR Data. *Forest Ecology and Management* **2011**, *262*, 1786–1798, doi:10.1016/j.foreco.2011.07.008.

56. Morel, A.C.; Fisher, J.B.; Malhi, Y. Evaluating the Potential to Monitor Aboveground Biomass in Forest and Oil Palm in Sabah, Malaysia, for 2000–2008 with Landsat ETM+ and ALOS-PALSAR. *International Journal of Remote Sensing* **2012**, *33*, 3614–3639, doi:10.1080/01431161.2011.631949.
57. Novresiandi, D.A.; Nagasawa, R. C-Band Dual-Polarization Synthetic Aperture Radar Application for Peat Depth Classification: A Case Study in Siak Regency, Riau Province, Indonesia. *Progress In Electromagnetics Research M* **2017**, *61*, 29–41, doi:10.2528/PIERM17062903.
58. Koh, L.P.; Miettinen, J.; Liew, S.C.; Ghazoul, J. Remotely Sensed Evidence of Tropical Peatland Conversion to Oil Palm. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **2011**, *108*, 5127–5132, doi:10.1073/pnas.1018776108.
59. Lucey, J.; Hill, J.; Meer, P. van der; Reynolds, G.; Agus, F. Change in Carbon Stocks Arising from Land-Use Conversion to Oil Palm Plantations: A Science-for-Policy Paper for the Oil Palm Research-Policy Partnership Network. **2014**, 23.
60. Woittiez, L.S.; van Wijk, M.T.; Slingerland, M.; van Noordwijk, M.; Giller, K.E. Yield Gaps in Oil Palm: A Quantitative Review of Contributing Factors. *European Journal of Agronomy* **2017**, *83*, 57–77, doi:10.1016/j.eja.2016.11.002.
61. Hashemvand Khiabani, P.; Takeuchi, W. Assessment of Oil Palm Yield and Biophysical Suitability in Indonesia and Malaysia. *International Journal of Remote Sensing* **2020**, *41*, 8520–8546, doi:10.1080/01431161.2020.1782503.
62. Pohl, C. Mapping Palm Oil Expansion Using SAR to Study the Impact on the CO₂ Cycle. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* **2014**, *20*, doi:10.1088/1755-1315/20/1/012012.
63. Gutiérrez-Vélez, V.H.; DeFries, R. Annual Multi-Resolution Detection of Land Cover Conversion to Oil Palm in the Peruvian Amazon. *Remote Sensing of Environment* **2013**, *129*, 154–167, doi:10.1016/j.rse.2012.10.033.
64. Sitoms, J.; Bidang, P.; Daia, P. Pengembangan Model Estimasi umur Tanaman Sawit Dengan Menggunakan Data Landsat-Tm. *Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital* **2004**, *1*, 14–19.
65. Santos, C.; Messina, J.P. Multi-Sensor Data Fusion for Modeling African Palm in the Ecuadorian Amazon. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **2008**, *74*, 711–723, doi:10.14358/PERS.74.6.711.
66. Vadivelu, S.; Ahmad, A.; Choo, Y.H. Remote Sensing Techniques for Oil Palm Age Classification Using Landsat-5 Tm Satellite. *Sci.Int.(Lahore)* **2014**, *26*, 1547–1551.
67. Fitrianto, A.C.; Yuwono, D.M.; Darmawan, A.; Tokimatsu, K. Determining Oil Palm Stands Age Using Multi Temporal Images Analysis. **2018**, doi:10.20944/preprints201810.0187.v1.
68. Danylo, O.; Pirker, J.; Lemoine, G.; Ceccherini, G.; See, L.; McCallum, I.; Hadi; Kraxner, F.; Achard, F.; Fritz, S. Satellite Reveals Age and Extent of Oil Palm Plantations in Southeast Asia. **2020**.
69. Shaharum, N.S.N.; Shafri, H.Z.M.; Ghani, W.A.W.A.K.; Samsatli, S.; Al-Habshi, M.M.A.; Yusuf, B. Oil Palm Mapping over Peninsular Malaysia Using Google Earth Engine and Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* **2020**, *17*, 100287, doi:10.1016/j.rsase.2020.100287.

70. Agustin, S.; Devi, P.A.R.; Sutaji, D.; Fahriani, N. Oil Palm Age Classification on Satellite Imagery Using Fractal-Based Combination. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* **2016**, *89*, 18–26.
71. Nordin, L.; Lumpur, K.; Palm, O. Application of Aisars Data To Oil Palm Tree. In Proceedings of the Proceedings of the Asian Conference on Remote Sensing, Kathmandu, India; 2002; pp. 5–9.
72. Yayusman, L.F.; Nagasawa, R. ALOS-Sensor Data Integration for the Detection of Smallholder's Oil Palm Plantation in Southern Sumatra, Indonesia. *Journal of the Japanese Agricultural Systems Society* **2015**, *31*, 27–40, doi:10.14962/jass.31.2_27.
73. Avtar, R.; Ishii, R.; Kobayashi, H.; Fadaei, H.; Suzuki, R.; Herath, S. Efficiency of Multi-Frequency, Multi-Polarized SAR Data to Monitor Growth Stages of Oilpalm Plants in Sarawak, Malaysia. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* **2013**, 2137–2140, doi:10.1109/IGARSS.2013.6723236.
74. Lee, K.Y.; Bretschneider, T. POLSAR Speckle Filtering with Structural Feature and Scattering Property Preservation. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* **2005**, *1*, 332–335, doi:10.1109/IGARSS.2005.1526175.
75. Avtar, R.; Suab, S.A.; Syukur, M.S.; Korom, A.; Umarhadi, D.A.; Yunus, A.P. Assessing the Influence of UAV Altitude on Extracted Biophysical Parameters of Young Oil Palm. *Remote Sensing* **2020**, *12*, doi:10.3390/RS12183030.
76. Fan, Y.; Roupsard, O.; Bernoux, M.; Le Maire, G.; Panferov, O.; Kotowska, M.M.; Knohl, A. A Sub-Canopy Structure for Simulating Oil Palm in the Community Land Model (CLM-Palm): Phenology, Allocation and Yield. *Geoscientific Model Development* **2015**, *8*, 3785–3800, doi:10.5194/gmd-8-3785-2015.
77. Shelestov, A.; Kolotii, A.; Skakun, S.; Baruth, B.; Lozano, R.L.; Yailymov, B. Biophysical Parameters Mapping within the SPOT-5 Take 5 Initiative. *European Journal of Remote Sensing* **2017**, *50*, 300–309.
78. Amirruddin, A.D.; Muharam, F.M.; Paing, T.N.; Singh, D.S.K.; Yusoff, M.M. Nitrogen Effects on Growth and Spectral Characteristics of Immature and Mature Oil Palms. *Asian Journal of Plant Sciences* **2017**, *16*, 200–210, doi:10.3923/ajps.2017.200.210.
79. Corley, R.H.V.; Tinker, P.B.H. The Oil Palm. In *The Oil Palm*; Wiley Blackwell: Oxford, UK, 2016; pp. 93–104 ISBN 9781405189392.
80. Mette, T. Forest Biomass Estimation from Polarimetric SAR Interferometry. *DLR Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V. - Forschungsberichte* **2007**, 1–164.
81. Corley, R.H. V; Tinker, P.B.H. *The Oil Palm*; John Wiley & Sons, 2008; ISBN 0470750367.
82. Lazecky, M.; Lhota, S.; Penaz, T.; Klushina, D. Application of Sentinel-1 Satellite to Identify Oil Palm Plantations in Balikpapan Bay. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* **2018**, *169*, doi:10.1088/1755-1315/169/1/012064.
83. Shetty, S. Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine. **2019**, 1–65.
84. Nath, S.S.; Mishra, G.; Kar, J.; Chakraborty, S.; Dey, N. A Survey of Image Classification Methods and Techniques. *2014 International Conference on Control, Instrumentation,*

- Communication and Computational Technologies, ICCICT 2014 **2014**, 554–557, doi:10.1109/ICCICT.2014.6993023.
85. Tan, K.P.; Kanniah, K.D.; Cracknell, A.P. Use of UK-DMC 2 and ALOS PALSAR for Studying the Age of Oil Palm Trees in Southern Peninsular Malaysia. *International Journal of Remote Sensing* **2013**, *34*, 7424–7446, doi:10.1080/01431161.2013.822601.
 86. Awad, M.; Khanna, R. Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers. *Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers* **2015**, 1–248, doi:10.1007/978-1-4302-5990-9.
 87. Razali, S.M.; Marin, A.; Nuruddin, A.A.; Shafri, H.Z.M.; Hamid, H.A. Capability of Integrated MODIS Imagery and ALOS for Oil Palm, Rubber and Forest Areas Mapping in Tropical Forest Regions. *Sensors (Switzerland)* **2014**, *14*, 8259–8282, doi:10.3390/s140508259.
 88. Danylo, O.; Pirker, J.; Lemoine, G.; Ceccherini, G.; See, L.; McCallum, I.; Kraxner, F.; Achard, F.; Fritz, S. Satellite Reveals Age and Extent of Oil Palm Plantations in Southeast Asia;
 89. Blaschke, T. Object Based Image Analysis for Remote Sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2010**, *65*, 2–16, doi:10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.
 90. Maxwell, A.E.; Warner, T.A.; Fang, F. Implementation of Machine-Learning Classification in Remote Sensing: An Applied Review. *International Journal of Remote Sensing* **2018**, *39*, 2784–2817.
 91. Rashid, M.; Bari, B.S.; Yusup, Y. bin; Kamaruddin, M.A.; Khan, N. A Comprehensive Review of Crop Yield Prediction Using Machine Learning Approaches with Special Emphasis on Palm Oil Yield Prediction. *IEEE Access* **2021**, doi:10.1109/ACCESS.2021.3075159.
 92. Descals, A.; Szantoi, Z.; Meijaard, E.; Sutikno, H.; Rindanata, G.; Wich, S. Oil Palm (*Elaeis Guineensis*) Mapping with Details: Smallholder versus Industrial Plantations and Their Extent in Riau, Sumatra. *Remote Sensing* **2019**, *11*, doi:10.3390/rs11212590.
 93. De Alban, J.D.T.; Jamaludin, J.; Wong De Wen, D.; Than, M.M.; Webb, E.L. Improved Estimates of Mangrove Cover and Change Reveal Catastrophic Deforestation in Myanmar. *Environmental Research Letters* **2020**, *15*, doi:10.1088/1748-9326/ab666d.
 94. Wright, J.; Lillesand, T.M.; Kiefer, R.W. Remote Sensing and Image Interpretation. *The Geographical Journal* **1980**, *146*, 448, doi:10.2307/634969.
 95. Jensen, J.R. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective Second Edition*; 2014; Vol. 1; ISBN 9780131889507.
 96. Carolita, I.; Sitorus, J.; Manalu, J.; Wiratmoko, D. Growth Profile Analysis of Oil Palm By Using Spot 6 the Case of North Sumatra. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)* **2017**, *12*, 21, doi:10.30536/j.ijreses.2015.v12.a2669.
 97. Balz, T.; Soergel, U.; Crespi, M.; Osmanoglu, B. *Advances in SAR: Sensors, Methodologies, and Applications*; 2018; ISBN 9783038971825.
 98. Tsendbazar, N.E.; de Bruin, S.; Herold, M. Assessing Global Land Cover Reference Datasets for Different User Communities. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2015**, *103*, 93–114, doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.02.008.
 99. Darmawan, S.; Sari, D.K.; Takeuchi, W.; Wikantika, K.; Hernawati, R. Development of Aboveground Mangrove Forests' Biomass Dataset for Southeast Asia Based on ALOS-

- PALSAR 25-m Mosaic. *Journal of Applied Remote Sensing* **2019**, *13*, 1, doi:10.1117/1.JRS.13.044519.
100. Bamler, R. Principles of Synthetic Aperture Radar. *Surveys in Geophysics* **2000**, *21*, 147–157, doi:10.1023/A:1006790026612.
 101. de Jesus, J.B.; Kuplich, T.M. Applications of Sar Data to Estimate Forest Biophysical Variables in Brazil. *Cerne* **2020**, *26*, 88–97, doi:10.1590/01047760202026012656.
 102. Sheriza, M.R.; Nurul, M.F.; Ainuddin, N.A. Application of Remote Sensing to Assess the Biophysical Characteristics of Palm Oil Trees for Ecological Study. *Journal of Landscape Ecology* **2020**, *0*, 63–78, doi:10.2478/jlecol-2020-0017.
 103. Tan, K.P.; Kanniah, K.D.; Cracknell, A.P. A Review of Remote Sensing Based Productivity Models and Their Suitability for Studying Oil Palm Productivity in Tropical Regions. *Progress in Physical Geography* **2012**, *36*, 655–679, doi:10.1177/0309133312452187.
 104. Kanniah, K.D. UK DMC-2 Satellite Data for Deriving Biophysical Parameters of Oil Palm Trees In. **2014**.
 105. Czernecki, B.; Nowosad, J.; Jabłońska, K. Machine Learning Modeling of Plant Phenology Based on Coupling Satellite and Gridded Meteorological Dataset. *International Journal of Biometeorology* **2018**, *62*, 1297–1309, doi:10.1007/s00484-018-1534-2.
 106. Holcomb, J.P.; Draper, N.R.; Smith, H.; Rawlings, J.O.; Pantula, S.G.; Dickey, D.A. *Applied Regression Analysis* **1999**; Vol. 53; ISBN 0387984542.
 107. Egwu Kalu, A.K. Introduction of Regression Analysis. In; 2008; pp. 1–6.
 108. Pohl, C.; Loong, C.K. In-Situ Data Collection for Oil Palm Tree Height Determination Using Synthetic Aperture Radar. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* **2016**, *34*, doi:10.1088/1755-1315/34/1/012027.
 109. Miettinen, J.; Liew, S.C.; Kwok, L.K. Usability of Sentinel-1 Dual Polarization C-Band Data for Plantation Detection in Insular Southeast Asia. In Proceedings of the ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings; 2015.
 110. Teng, K.C.; Koay, J.Y.; Tey, S.H.; Ewe, H.T.; Chuah, H.T. MONITORING OF OIL PALM PLANTATIONS AND GROWTH VARIATIONS WITH A DENSE VEGETATION MODEL Universiti Tunku Abdul Rahman , Malaysia Applied Agricultural Resources Sdn . Bhd , Malaysia. **2014**, 298–300.
 111. Jusoff, K. Sustainable Management of a Matured Oil Palm Plantation in UPM Campus, Malaysia Using Airborne Remote Sensing. *Journal of Sustainable Development* **2009**, *2*, doi:10.5539/jsd.v2n3p195.
 112. Lee, J.S.H.; Wich, S.; Widayati, A.; Koh, L.P. Detecting Industrial Oil Palm Plantations on Landsat Images with Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* **2016**, *4*, 219–224, doi:10.1016/j.rsase.2016.11.003.
 113. Amirruddin, A.D.; Muharam, F.M.; Ismail, M.H.; Ismail, M.F.; Tan, N.P.; Karam, D.S. Hyperspectral Remote Sensing for Assessment of Chlorophyll Sufficiency Levels in Mature Oil Palm (*Elaeis Guineensis*) Based on Frond Numbers: Analysis of Decision Tree and Random Forest. *Computers and Electronics in Agriculture* **2020**, *169*, 105221, doi:10.1016/j.compag.2020.105221.

114. Avtar, R.; Suab, S.A.; Syukur, M.S.; Korom, A.; Umarhadi, D.A.; Yunus, A.P. Assessing the Influence of UAV Altitude on Extracted Biophysical Parameters of Young Oil Palm. *Remote Sensing* **2020**, *12*, doi:10.3390/RS12183030.
115. Torbick, N.; Ledoux, L.; Salas, W.; Zhao, M. Regional Mapping of Plantation Extent Using Multisensor Imagery. *Remote Sensing* **2016**, *8*, doi:10.3390/rs8030236.
116. Darmawan, S.; Takeuchi, W.; Haryati, A.; Najib A M, R.; Na'aim, M. An Investigation of Age and Yield of Fresh Fruit Bunches of Oil Palm Based on ALOS PALSAR 2. In Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science; June 2016; Vol. 37, p. 012037.
117. Chen, W.; Zheng, Q.; Xiang, H.; Chen, X.; Sakai, T. Forest Canopy Height Estimation Using Polarimetric Interferometric Synthetic Aperture Radar (Polinsar) Technology Based on Full-Polarized Alos/Palsar Data. *Remote Sensing* **2021**, *13*, 1–21, doi:10.3390/rs13020174.
118. Izzawati; Wallington, E.D.; Woodhouse, I.H. Forest Height Retrieval from Commercial X-Band SAR Products. In Proceedings of the IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing; 2006; Vol. 44, pp. 863–870.
119. Pohl, C.; Chong Khai Loong; John van Genderen Multisensor Approach To Oil Palm Plantation Monitoring Using. *ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings* **2011**.
120. Dat Pham, T.; Yokoya, N.; Bui, D.T.; Yoshino, K.; Friess, D.A. Remote Sensing Remote Sensing Approaches for Monitoring Mangrove Species, Structure, and Biomass: Opportunities and Challenges., doi:10.3390/rs11030230.
121. Mohd Najib, N.E.; Kanniah, K.D.; Cracknell, A.P.; Yu, L. Synergy of Active and Passive Remote Sensing Data for Effective Mapping of Oil Palm Plantation in Malaysia. *Forests* **2020**, *11*, 858, doi:10.3390/f11080858.
122. Attarchi, S.; Gloaguen, R. Improving the Estimation of above Ground Biomass Using Dual Polarimetric PALSAR and ETM+ Data in the Hyrcanian Mountain Forest (Iran). *Remote Sensing* **2014**, *6*, 3693–3715, doi:10.3390/rs6053693.
123. De Alban, J.D.T.; Connette, G.M.; Oswald, P.; Webb, E.L. Combined Landsat and L-Band SAR Data Improves Land Cover Classification and Change Detection in Dynamic Tropical Landscapes. *Remote Sensing* **2018**, *10*, doi:10.3390/rs10020306.
124. Toh, C.M.; Ewe, H.T.; Tey, S.H.; Tay, Y.H. A Study on Leaf Area Index and SAR Image of Oil Palm with Entropy Decomposition and Deep Learning Classification. *Progress in Electromagnetics Research Symposium* **2017**, 2017-Novem, 271–278, doi:10.1109/PIERS-FALL.2017.8293148.
125. Bonet, I.; Caraffini, F.; Pena, A.; Puerta, A.; Gongora, M. Oil Palm Detection via Deep Transfer Learning. *2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2020 - Conference Proceedings* **2020**, doi:10.1109/CEC48606.2020.9185838.
126. Y HILAL, Y. Neural Networks Method in Predicting Oil Palm Ffb Yields for the Peninsular States of Malaysia. *Journal of Oil Palm Research* **2020**, doi:10.21894/jopr.2020.0105.
127. Frost, J. *Regression Analysis: An Intuitive Guide for Using and Interpreting Linear Models*; James D. Frost, 2020; ISBN 9781735431185.

128. Ali, I.; Greifeneder, F.; Stamenkovic, J.; Neumann, M.; Notarnicola, C. Review of Machine Learning Approaches for Biomass and Soil Moisture Retrievals from Remote Sensing Data. *Remote Sensing* **2015**, *7*, 16398–16421, doi:10.3390/rs71215841.
129. Khamis, A.; Ismail, Z.; Haron, K.; Mohammed, A.T. Nonlinear Growth Models for Modeling Oil Palm Yield Growth. *Journal of Mathematics and Statistics* **2005**, *1*, 225–232, doi:10.3844/jmssp.2005.225.232.
130. Talukdar, S.; Singha, P.; Mahato, S.; Shahfahad; Pal, S.; Liou, Y.A.; Rahman, A. Land-Use Land-Cover Classification by Machine Learning Classifiers for Satellite Observations-A Review. *Remote Sensing* **2020**, *12*, doi:10.3390/rs12071135.
131. Herweijer, C.; Combes, B.; Johnson, L.; McCargow, R.; Bhardwaj, S.; Jackson, B.; Ramchandani, P. Enabling a Sustainable Fourth Industrial Revolution: How G20 Countries Can Create the Conditions for Emerging Technologies to Benefit People and the Planet. *Economics : the Open-Access* **2018**, 1–17.
132. Holloway, J.; Mengersen, K. Statistical Machine Learning Methods and Remote Sensing for Sustainable Development Goals: A Review. *Remote Sensing* **2018**, *10*, doi:10.3390/rs10091365.
133. Shaharum, N.S.N.; Shafri, H.Z.M.; Ghani, W.A.W.A.K.; Samsatli, S.; Al-Habshi, M.M.A.; Yusuf, B. Oil Palm Mapping over Peninsular Malaysia Using Google Earth Engine and Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* **2020**, *17*, 100287, doi:10.1016/j.rsase.2020.100287.
134. Batool, S.; Frezza, F.; Mangini, F.; Simeoni, P. Introduction to Radar Scattering Application in Remote Sensing and Diagnostics: Review. *Atmosphere* **2020**, *11*, 1–17, doi:10.3390/atmos11050517.
135. Karthikeyan, L.; Chawla, I.; Mishra, A.K. A Review of Remote Sensing Applications in Agriculture for Food Security: Crop Growth and Yield, Irrigation, and Crop Losses. *Journal of Hydrology* **2020**, *586*, 124905, doi:10.1016/j.jhydrol.2020.124905.
136. Descals, A.; Wich, S.; Meijaard, E.; Gaveau, D.L.A.; Peedell, S.; Szantoi, Z. High-Resolution Global Map of Smallholder and Industrial Closed-Canopy Oil Palm Plantations. *Earth System Science Data* **2021**, *13*, 1211–1231, doi:10.5194/essd-13-1211-2021.
137. Yarak, K.; Witayangkurn, A.; Kritiyutanont, K.; Arunplod, C.; Shibasaki, R. Oil Palm Tree Detection and Health Classification on High-resolution Imagery Using Deep Learning. *Agriculture (Switzerland)* **2021**, *11*, 1–17, doi:10.3390/agriculture11020183.



LAMPIRAN 3
BUKU/DOKUMEN MODEL FENOLOGI KELAPA
SAWIT BERBASIS PENGINDRAAN JAUH
(Submit ISBN)



YAYASAN PENDIDIKAN DAYANG SUMBI
INSTITUT TEKNOLOGI NASIONAL
FAKULTAS TEKNIK SIPIL DAN PERENCANAAN
Jl. PKH. Hasan Mustapa No. 23 Bandung 40124, Telepon : +62-22-7272215 Fax : +62-22-7202892
Web site : <http://www.itenas.ac.id>

Bandung, 14 Juni 2021

Nomor : 0647/F.06/FTSP/Itenas/VI/2021

Hal : Permohonan ISBN

Lamp. : 3 (tiga) Berkas

Kepada Yth

Bapak Iwan Juwana, S.T., M.EM., Ph.D

Kepala LPPM Itenas

Di

Tempat

Dengan hormat,

Sesuai dengan permohonan Dosen Teknik Geodesi An. Dr. Soni Darmawan, untuk mendapatkan ISBN dari buku yang berjudul :

1. Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh (terlampir)
2. Prosedur Pembangunan Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh (terlampir)
3. Informasi Tematik umur Kelapa Sawit Berbasis Satelit penginderaan Jauh (terlampir)

Oleh karena itu, mohon kiranya Bapak Kepala LPPM Itenas untuk memproses permohonan tersebut sesuai dengan aturan yang berlaku.

Demikian surat permohonan ini atas kebijaksanaannya diucapkan terimakasih.

Dekan FTSP,



Dr. Soni Darmawan, S.T., M.T

ISBN No.

MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT BERBASIS PENGINDRAAN JAUH



Institut Teknologi Nasional

www.itenas.ac.id

Oleh :

Soni Darmawan, dkk.



lpdp



it's
good
start

MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT
BERBASIS PENGINDRAAN JAUH

Penyusun:

1. Soni Darmawan
2. Ita Carolita
3. Agustan
4. Dede Dirgahayu
5. Widya Suyadini
6. Rika Hernawati
7. Dhimas Wiratmoko

Editor:

1. Ita Carolita
2. Dede Dirgahayu

Desain Sampul dan Isi:

1. Della Meiralarasari
2. Rika Hernawati

Cetakan I, 2021

ISBN:

Diterbitkan Oleh: Institut Teknologi Nasional Bandung
Jl. PKH Mustofa no 23, Bandung, Jawa Barat, Indonesia. 40124.

KATA PENGANTAR

Model fenologi kelapa sawit berbasis satelit penginderaan jauh merupakan model prediksi pertumbuhan kelapa sawit berdasarkan pantulan dan transformasi spektral pada citra satelit penginderaan jauh sensor optis dan radar. Informasi ini dapat digunakan sebagai indikator produksi kelapa sawit, identifikasi lokasi replanting hingga proses penetapan pajak. Sebelum membahas model fenologi kelapa sawit buku ini pun membahas industri dan kebijakan kelapa sawit di Indonesia, karakteristik fisik kelapa sawit, penginderaan jauh optis dan radar untuk kelapa sawit dan model-model fenologi kelapa sawit dari penelitian yang sudah pernah dilakukan di dalam dan luar negeri serta model fenologi kelapa sawit yang dihasilkan oleh tim peneliti.

Penyusun banyak mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang terlibat dalam penyelesaian buku ini, dan mohon maaf bila ternyata masih banyak kekurangan yang ditemui.

Semoga Allah SWT membalas amal kebaikan kita semua, Aamiin.

Bandung, Juni 2021

Penyusun

DAFTAR ISI

Kata Pengantar	ii
Daftar Isi	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
BAB I. Pendahuluan	1
1.1 Sejarah Kelapa Sawit di Indonesia	6
1.2 Industri Kelapa Sawit di Indonesia	9
1.3 Arah Kebijakan dan Strategi	13
BAB II. KARAKTERISTIK KELAPA SAWIT	17
2.1 Morfologi Kelapa Sawit	18
2.2 Sistem Penanaman Kelapa Sawit	24
2.3 Fenologi Kelapa Sawit	26
BAB III. Teknologi Pengindraan Jauh Untuk Manajemen Kelapa Sawit	33
3.1 Pengindraan Jauh Sensor Optik Untuk Kelapa Sawit	35
3.2 Pengindraan Jauh Sensor Radar Untuk Kelapa Sawit	38
BAB IV. Model Fenologi Berbasis Pengindraan Jauh	41
4.1 Sensor Optis	41
4.2 Sensor Radar	46

BAB V. Penutup.....	51
DAFTAR PUSTAKA.....	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Perkebunan Kelapa Sawit	3
Gambar 1.2 Industri Kelapa Sawit di Indonesia Tahun 2019	10
Gambar 2.1 Bagian Morfologi dari kelapa sawit	18
Gambar 2.2 Daun pada kelapa sawit.....	20
Gambar 2.3 Batang Pohon Kelapa Sawit	21
Gambar 2.4 Bagian buah kelapa sawit	22
Gambar 2.5 Bunga Jantan	23
Gambar 2.6 Jarak tanam kelapa sawit.....	28
Gambar 2.7 Potensi produksi tanaman kelapa sawit sesuai umur dan kelas kesesuaian lahan	30
Gambar 2.8 Pertumbuhan kelapa sawit	31

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Jarak tanaman dengan beberapa kerapatan.....	27
Tabel 4.1 Model fenologi kelapa sawit berbasis sensor optis..	42
Tabel 4.2 Model fenologi kelapa sawit berbasis sensor SAR...	46

BAB I. PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) merupakan spesies pohon palem yang banyak ditanam di Asia Tenggara, khususnya di Indonesia, Malaysia, dan Thailand. Kelapa sawit banyak berperan pada pemenuhan Sustainable Development Goals (SDGs). Pada aspek ekonomi, industri kelapa sawit telah merealisasikan SDG-1 (mengentaskan kemiskinan); SDG-2 (menghapus kelaparan dan kekurangan gizi, dan mengembangkan ketahanan pangan inklusif); SDG-7 (pengembangan sumber energi berkelanjutan); SDG-8 (pertumbuhan ekonomi inklusif dan kesempatan kerja); SDG-9 (infrastruktur, industrialisasi dan inovasi); SDG-10 (mengurangi ketimpangan); dan SDG-12 (konsumsi dan produksi berkelanjutan). Pada aspek sosial, industri kelapa sawit telah mewujudkan SDG-3 (kesehatan dan kesejahteraan), SDG-4 (pendidikan berkualitas inklusif); SDG-5 (kesetaraan gender); SDG-6 (air bersih dan sanitasi); SDG-11 (pembangunan kota dan komunitas yang inklusif, aman dan berkelanjutan); dan SDG-16 (perdamaian inklusif dan keadilan sosial). Pada aspek lingkungan, industri kelapa sawit telah berkontribusi terhadap realisasi SDG-13 (penanganan masalah iklim dan dampak); SDG-14 (konservasi dan pemanfaatan sumber daya air secara berkelanjutan) dan SDG-15 (perlindungan

berkelanjutan terhadap keanekaragaman hayati, ekosistem lahan dan hutan)(Moon, 2012)

Minyak kelapa sawit merupakan bahan mentah yang sangat bermanfaat untuk bioekonomi di Asia dan Eropa. Minyak Kelapa Sawit adalah komponen penting dari strategi pembangunan Indonesia saat ini dan masa depan. Indonesia adalah penghasil dan pengeksportir minyak sawit mentah/ *Crude Palm Oil* (CPO) terbesar di dunia, komponen penting ketahanan pangan bagi Indonesia dan negara konsumen (Paoli dkk., 2011). Minyak kelapa sawit banyak digunakan dalam industri makanan serta di bidang industri kimia seperti deterjen, pembersih, dan produk perawatan. Selain itu, minyak sawit sangat penting untuk sektor energi sebagai bahan mentah untuk produksi biodiesel dan HVO (*hydrogenated vegetable oil*/ minyak nabati terhidrogenasi) yang digunakan di sektor transportasi atau untuk produksi listrik (Schleicher dkk., 2019).

Data tahun 2019 menunjukkan bahwa Indonesia memiliki perkebunan kelapa sawit terbesar di dunia dengan jumlah lebih dari 700 perkebunan kelapa sawit dengan total luas lahan kelapa sawit di Indonesia sekitar 16,78 juta hektar (Junaedi, 2020). Hal tersebut menjadikan sektor perkebunan kelapa sawit dan industri minyak sawit nasional merupakan pendorong perekonomian nasional terbesar di Indonesia.



Gambar 1.1 Perkebunan Kelapa Sawit
(Sumber: Dokumentasi pribadi)

Arah pengembangan perkebunan kelapa sawit nasional saat ini adalah peningkatan produktivitas sawit yang merujuk pada Inpres (Instruksi Presiden) nomor 6 tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 (Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI), 2020). Arah yang dimaksud adalah mengejar produktivitas Tandan Buah Segar (TBS) sebesar 35 ton TBS per hektar dengan rendemen minyak 26 persen (dikenal sebagai target 35-26), sehingga di masa mendatang bisa dicapai sekitar 9 ton minyak sawit untuk setiap hektar (Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI), 2018).

Sampai saat ini industri sawit nasional secara keseluruhan masih berada pada tahap awal industrialisasi, yakni tahap peningkatan

produktivitas (Asrita, 2020). Sejauh ini, produksi minyak sawit Indonesia sebagian besar diperoleh dari perluasan areal kebun/ekstensifikasi (“The Recent Development of The Indonesian Palm Oil Industry | Indonesian Palm Oil Association (GAPKI IPOA),” n.d.). Sumber pertumbuhan kelapa sawit secara ekstensifikasi tersebut sudah makin terbatas. Selain ketersediaan lahan yang makin terbatas, ekstensifikasi yang terus menerus juga menimbulkan biaya sosial dan berpengaruh pada ekologi sehingga tidak berkelanjutan. Oleh karena itu, sudah saatnya perkebunan sawit nasional naik kelas kepada fase pembangunan yang digerakkan oleh peningkatan produktivitas melalui pemanfaatan inovasi-teknologi (Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI), 2018).

Untuk meningkatkan produktivitas kebun sawit nasional yang sedang berlangsung dilakukan dengan dua strategi secara simultan, yaitu (Junaedi, 2020):

1. Peningkatan produktivitas yang ditujukan untuk meningkatkan produktivitas kebun sawit eksisting yakni kebun-kebun tanaman menghasilkan/TM (Muda, Remaja, dan Dewasa).
2. Strategi replanting dengan varietas unggul terbaru bagi kebun-kebun sawit eksisting yang tergolong umur tua dan renta.

Mengacu pada Inpres No.6 tahun 2019, untuk manajemen kelapa sawit yang baik, produktivitas kelapa sawit tentunya harus didukung oleh komponen penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur (Junaedi, 2020). Hal ini, sangat diperlukan

dalam hal penguatan data dasar perkebunan kelapa sawit yang merujuk pada kebijakan satu peta sebagai upaya perwujudan peta dengan satu referensi dan satu standar menurut Peraturan Presiden nomor 8 tahun 2016 yang dikeluarkan pada tanggal 2 Februari 2016, skala peta dalam program Kebijakan Satu Peta ditetapkan adalah 1:50.000.

Penyelenggaraan informasi geospasial tematik (IGT) untuk tutupan lahan perkebunan kelapa sawit yang dituangkan berdasarkan Keputusan Menteri (Kepmen) Pertanian Republik Indonesia Nomor 833/KPTS/SR.020/M/12/2019, tentang penetapan luas tutupan kelapa sawit Indonesia tahun 2019, yaitu seluas 16.381.959 ha dengan sebaran lokasi spasial di seluruh wilayah Indonesia. Kepmen tersebut diproses data tematiknya berdasarkan kepemilikan perkebunan rakyat (PR), perkebunan besar negara (PBN), dan perkebunan besar swasta (PBS); umur tanaman (tanaman belum menghasilkan/TBM, tanaman menghasilkan/TM, dan tanaman tidak menghasilkan/ tanaman rusak/TR), serta tumpang tindih dengan kawasan hutan (GAPKI, 2018).

Dalam kebijakan kepmen tersebut dalam pelaksanaannya hanya terfokus pada wilayah luas area tutupan lahan serta data kepemilikan perkebunan, sedangkan produktivitas tanaman kelapa sawit perlu diperhatikan, karena hasil produksi kelapa sawit berasal dari jumlah pokok sawit bukan dari seberapa luas kebun sawit. Dari hasil produktivitas kelapa sawit tersebut,

tentunya yang menjadi parameter utama adalah keberlangsungan pertumbuhan kelapa sawit, dalam hal ini adalah parameter umur/fenologi kelapa sawit (Chong dkk., 2017).

Umur kelapa sawit merupakan parameter kunci dalam perhitungan panen serta salah satu faktor utama yang mempengaruhi perkembangan tandan buah (Basiron, 2007; Tan dkk., 2012). Karena kelapa sawit tumbuh dengan cara tertentu, sifat morfologi ini dapat digunakan untuk memperkirakan usianya (Chong dkk., 2017). Selain itu, informasi umur kelapa sawit sangat penting dalam *precision agriculture* untuk mengenali anomali di antara kelapa sawit dalam kelompok umur yang khas serta merencanakan dan mengoptimalkan sumber daya manajemen (J. M. McMorro, 1995). Dalam kasus lain, informasi umur kelapa sawit diperlukan untuk estimasi pajak, replanting, dan identifikasi penyakit kelapa sawit (I. Carolita dkk., 2019; S. Darmawan dkk., 2020). Oleh karena itu, sudah saatnya perkebunan sawit nasional naik kelas kepada fase pembangunan yang digerakkan oleh peningkatan produktivitas melalui pemanfaatan inovasi-teknologi (GAPKI, 2018).

1.1 Sejarah Kelapa Sawit di Indonesia

Pohon Kelapa Sawit pertama kali ditanam di Indonesia berasal dari benua Afrika yang dibawa oleh orang Belanda dan ditanam di tempat yang kini dikenal sebagai Kebun Raya Bogor pada tahun 1848 (Budidarsono dkk., 2013). Pada 1875, benih kelapa sawit yang berasal dari Kebun Raya Bogor dikirim dan ditanam di

Distrik Deli Sumatra dan empat tahun kemudian dilaporkan tumbuh dengan sangat baik (Suprianto dkk., 2016).

Pada 1878, Direktur Kebun Raya Bogor merancang sebuah plot percobaan kelapa sawit seluas 1 acre (0,4 ha) di *Economic Garden*, Bogor. Kelapa sawit tersebut diduga menjadi sumber kelapa sawit yang ditanam pada perkebunan tembakau di Sumatra, yang kemudian digunakan sebagai tanaman hias di pinggir-pinggir jalan menuju *bungalow* dan gedung pusat. Minimnya publikasi mengenai manfaat kelapa sawit pada masa tersebut menyebabkan tidak adanya industri perkebunan kelapa sawit sebelum 1911. Meskipun hasil pengujian di plot-plot percobaan menunjukkan hasil yang sangat baik, tetapi pengembangan kelapa sawit pada skala ekonomi pada masa itu tidak segera dikembangkan oleh Pemerintah Belanda.

Adrien Hallet, seorang warga negara Belgia, membangun perkebunan kelapa sawit pertama seluas 6.500 acre (~2630 ha) pada 1911 di wilayah Sumatra bagian Timur mencakup Pulo Raja (Asahan) dan Sungai Liput (Aceh). Pada saat yang bersamaan, K. Schadt, warga negara Jerman, menanam 2.000 bibit kelapa sawit di Tanah Itam Ulu. Hal ini menjadi tonggak pengembangan kelapa sawit skala ekonomi di Indonesia. Setelah perang dunia pertama, industri kelapa sawit berkembang cukup pesat. Pabrik Kelapa Sawit (PKS) pertama dibangun pada 1918 di Sungei Liput dan tercatat 2.100 ha kebun kelapa sawit dikelola oleh 19 perusahaan. Pada 1922, perkebunan kelapa sawit mencapai total luas areal

sekitar 6.916 ha dan meningkat menjadi 31.600 ha pada 1925 (Hartley, 1977). Perkebunan kelapa sawit di Sumatra terus meningkat menjadi 100.000 ha pada 1939 yang dikelola oleh 66 kebun. Namun pada masa penjajahan Jepang (1942-1945), perkebunan dan pabrik kelapa sawit banyak diganti dengan tanaman pangan, sehingga kegiatan industri kelapa sawit dihentikan (Suprianto dkk., 2016).

Tepat pada pertengahan abad ke-19 terjadi Revolusi Industri yang berdampak meningkatnya permintaan akan minyak mentah dan minyak nabati, selanjutnya muncul ide oleh Pemerintah Hindia Belanda untuk membuat perkebunan kelapa sawit melihat peluang tingginya permintaan minyak nabati (Sihombing dan Ernah, 2018).

Pada tahun 1957, setelah pemerintah Belanda dan Jepang meninggalkan Indonesia, pemerintah Indonesia berhasil mengambil alih perkebunan (dengan alasan politik dan keamanan) dan membalikkan keadaan. Pada masa pemerintahan orde baru, pemerintah terus mendorong pembukaan lahan untuk perkebunan kelapa sawit. Hingga pada tahun 1980, luas lahan kelapa sawit di Indonesia mencapai 294.560 ha dengan produksi *crude palm oil* (CPO) sebesar 721.171 ton. Luas lahan kelapa sawit terus meningkat dengan pesat di Indonesia. Indonesia mulai mengeksport minyak kelapa sawit pada tahun 1919 sebesar 576 ton ke Negara-negara Eropa. Hal ini menunjukkan meningkatnya permintaan akan produk olahannya.

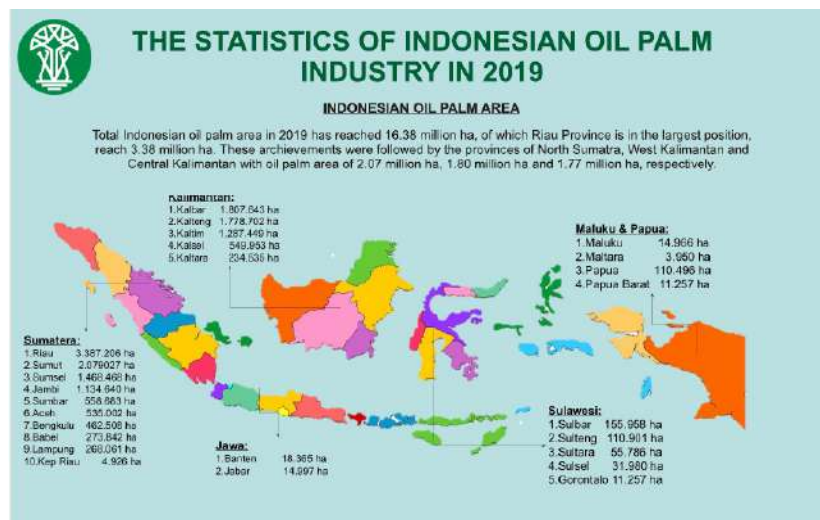
1.2 Industri Kelapa Sawit di Indonesia

Industri kelapa sawit diakui sebagai kontributor utama perekonomian Indonesia. Kendati demikian, kontribusinya tetap dapat dioptimalkan melalui pembenahan di segala sektor. Industri kelapa sawit di Indonesia dibangun dengan pendekatan yang memprioritaskan keseimbangan antara aspek sosial, ekonomi dan lingkungan. Hal ini sejalan dengan komitmen Pemerintah Indonesia dalam melaksanakan pembangunan berkelanjutan, yang telah diatur secara khusus dalam Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2020-2024. Menurut Menteri Koordinator Bidang Perekonomian Airlangga Hartarto, yang dikutip dari (SI, 2021) melalui pendekatan tersebut, Pemerintah Indonesia yakin bahwa pembangunan kelapa sawit berkelanjutan berkontribusi signifikan terhadap pencapaian *Sustainable Development Goals* (SDGs).

Perkembangan industri kelapa sawit di Indonesia mengalami kemajuan yang pesat, terutama peningkatan luas lahan dan produksi kelapa sawit. Sejak tahun 2006 lalu, Indonesia berhasil menempatkan diri sebagai produsen minyak sawit terbesar dunia dan mengalahkan Malaysia, sekaligus mengalahkan Amerika Serikat untuk minyak nabati dunia (GAPKI, 2020). Byrlee dkk. (2017) menyebut bahwa minyak nabati tropis mengalami revolusi yang setara dengan revolusi hijau dunia tahun 1950-an. Dalam buku tersebut disebutkan bahwa minyak sawit Indonesia

merupakan aktor utama dalam revolusi minyak nabati tropis yang mengguncang pasar minyak nabati dunia tersebut.

Pada tahun 2018, Indonesia memiliki luas lahan perkebunan kelapa sawit sekitar 14,32 juta hektar (Badan Pusat Statistik, n.d.). Riau, Sumatera Utara, dan Kalimantan merupakan provinsi dengan lahan sawit terluas. sekitar 59% dari total lahan perkebunan kelapa sawit di Indonesia dimiliki oleh perusahaan perkebunan swasta (besar) dan negara, sementara sisanya sebanyak 41% dimiliki oleh perkebunan rakyat. Hampir 70% perkebunan kelapa sawit ini terletak di pulau Sumatera, yaitu di Provinsi Riau, Sumatera Utara, dan Sumatera Selatan. Sisanya atau sekitar 30% berada di Kalimantan Tengah dan Kalimantan Barat.



Gambar 1.2 Industri Kelapa Sawit di Indonesia Tahun 2019
(sumber: www.iopri.org)

Perkebunan kelapa sawit di Indonesia merupakan penghasil devisa terbesar, namun menurut Kementerian Pertanian Republik Indonesia (2019) hasil devisa yang diperoleh pada tahun 2019 mengalami penurunan hampir 20%, dimana penerimaan devisa ditahun 2018 mencapai US\$ 20,54 milyar sedangkan di tahun 2019 hanya mencapai US\$ 16,59 milyar. Hal tersebut menurut Direktorat Jenderal Perkebunan Kementrian Pertanian faktor utamanya adalah menurunnya produktivitas kelapa sawit dikarenakan banyaknya kelapa sawit tua dan terserang penyakit.

Selain penghasil devisa, kelapa sawit juga berkontribusi dalam meningkatkan kualitas hidup masyarakat, termasuk kualitas pendidikan dan kesehatan. Karena itu, tak bisa dipungkiri bahwa minyak kelapa sawit memainkan peran yang signifikan dalam mencapai target SDGs.

Oleh karena itu, diperlukan peremajaan kelapa sawit untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional dan merujuk pada Instruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan (RAN-KSB) Tahun 2019-2024. Inpres RAN-KSB diteken presiden pada 22 November 2019 ini diharapkan dapat menjadi landasan kebijakan untuk meningkatkan kapasitas dan kapabilitas pekebun, penyelesaian status dan legalisasi lahan, dan pemanfaatan sawit sebagai energi terbarukan. Selain itu, RAN-KSB ini bermaksud meningkatkan diplomasi untuk mencapai perkebunan sawit berkelanjutan, dan mempercepat perkebunan sawit Indonesia

berkelanjutan. Aturan ini juga sengaja dibuat sebagai upaya menangkal kampanye negatif kepada sawit.

Untuk meningkatkan produktivitas kebun sawit nasional yang sedang berlangsung menurut Tim Riset PASPI perlu dilakukan dengan dua strategi secara simultan, yaitu (GAPKI, 2020):

1. Peningkatan produktivitas (*capital-driven*) yang ditujukan untuk meningkatkan produktivitas kebun sawit eksisting yakni kebun-kebun TM (Muda, Remaja, dan Dewasa) yang luasnya (2016) sekitar 7,5 juta hektar. Hal ini dapat dilakukan dengan perbaikan kultur teknis kebun (*best practices*). Strategi ini diharapkan menaikkan produktivitas TM eksisting dari rata-rata produktivitas saat ini 4 ton minyak/hektar mendekati produktivitas potensi varietas eksisting. Strategi ini berpotensi menghasilkan tambahan minyak sawit nasional sebesar 14,6 juta ton. Jika hal ini dapat dilakukan maka produksi minyak sawit nasional akan meningkat dari 35 juta ton (2016) menjadi 50,1 juta ton.
2. Strategi *replanting* dengan varietas unggul terbaru (*innovation-driven*) bagi kebun-kebun sawit eksisting yang tergolong umur tua dan renta yang luasnya tahun 2016 sekitar 1,3 juta hektar. Strategi ini dalam ilmu ekonomi dikenal sebagai strategi peningkatan produktivitas total (*total factor productivity*) melalui penggantian varietas baru/unggul disertai dengan perbaikan kultur teknis.

Industri sawit Indonesia sepertinya perlu menempuh jalan panjang untuk sampai pada praktik perkebunan yang berkelanjutan (*sustainable*). Menurut Hospes (2014), praktik berkelanjutan memiliki empat dimensi— lingkungan, sosial, ekonomi, dan legalitas— yang harus dipertimbangkan.

1.3 Arah Kebijakan dan Strategi

Sejarah industri sawit Indonesia melibatkan dinamika politik dan ekonomi yang rumit. Di Indonesia, industri sawit bangkit dengan melibatkan peran lembaga yang mengurus fungsi dan legalitas lahan.

Di Indonesia, pembangunan dan penyebaran informasi tutupan lahan telah diamanatkan dalam UU No. 4/2011 tentang Informasi Geospasial, Undang-undang ini dibentuk untuk menjamin ketersediaan dan akses informasi geospasial dan mendorong penggunaan informasi geospasial dalam kegiatan pemerintahan dan kehidupan sehari-hari masyarakat. Dalam pelaksanaannya perguruan tinggi merupakan salah satu mitra dalam penyelenggaraan Infrastruktur Data Spasial Nasional (IDSN) yang mendukung implementasi UU No. 4/2011. Selain itu UU No. 21/2013 tentang Keantariksaan mengamankan LAPAN untuk membuat standard dan prosedur dalam pengolahan data citra satelit termasuk untuk perkebunan kelapa sawit.

Untuk peningkatan produktivitas sawit merujuk pada Instruksi Presiden nomor 6 tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional

Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 (GAPKI, 2018). Arah yang dimaksud adalah mengejar produktivitas Tandan Buah Segar (TBS) sebesar 35 ton TBS per hektar dengan rendemen minyak 26 persen (dikenal sebagai target 35-26), sehingga di masa mendatang bisa dicapai sekitar 9 ton minyak sawit untuk setiap hektar (GAPKI, 2018). Hal ini, sangat diperlukan dalam hal penguatan data dasar perkebunan kelapa sawit yang merujuk pada kebijakan satu peta sebagai upaya perwujudan peta dengan satu referensi dan satu standar menurut Peraturan Presiden nomor 8 tahun 2016 yang dikeluarkan pada tanggal 2 Februari 2016, skala peta dalam program Kebijakan Satu Peta ditetapkan adalah 1:50.000. Oleh karena itu, dalam perihal penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur sangat diperlukan dalam manajemen perkebunan kelapa sawit yang merujuk pada kebijakan satu data. Sesuai dengan Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2019, Satu Data Indonesia adalah kebijakan tata kelola data pemerintah untuk menghasilkan data yang akurat, mutakhir, terpadu, dan dapat dipertanggung jawabkan, serta mudah diakses dan dibagi pakaikan antar instansi pusat dan daerah melalui pemenuhan standar data, metadata, interoperabilitas data, dan menggunakan kode referensi dan data induk.

Saat ini penguatan data merujuk pada penyelenggaraan informasi geospasial tematik (IGT) tutupan lahan perkebunan kelapa sawit yang dituangkan berdasarkan Keputusan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 833/KPTS/SR.020/M/12/2019,

tentang penetapan luas tutupan kelapa sawit Indonesia tahun 2019, yaitu seluas 16.381.959 ha dengan sebaran lokasi spasial di seluruh wilayah Indonesia.

Selain itu, untuk meningkatkan produktivitas perkebunan kelapa sawit diperlukan strategi peremajaan/replanting yang tertuang dalam Perpres No. 61/2015 jo. Perpres No.66/2018 melalui program Peremajaan Sawit Rakyat (PSR) yang diluncurkan oleh Presiden Joko Widodo pada 13 Oktober 2017 di Kabupaten Musi Banyuasin, Sumatera Selatan.

Aturan kebijakan dalam penguatan data dan informasi geospasial sangat dibutuhkan untuk tata kelola dan sertifikasi kepemilikan lahan perkebunan kelapa sawit agar tidak melanggar konservasi. Kebijakan tersebut tertuang dalam Peraturan Menteri Pertanian Nomor 19/Permentan/OT.140/3/2011 mengenai Pedoman Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Indonesia (*Indonesian Sustainable Palm Oil/ISPO*) dan Peraturan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 11/Permentan/OT.140/3/2015 Tentang Sistem Sertifikasi Kelapa Sawit Berkelanjutan Indonesia (*Indonesian Sustainable Palm Oil Certification System /ISPO*).

Menteri Pertanian menyatakan ada tiga agenda utama yang melatarbelakangi pembentukan ISPO, yakni mitigasi perubahan iklim, meningkatkan kesadaran akan pentingnya produksi kelapa sawit berkelanjutan, dan meningkatkan daya saing kelapa sawit Indonesia di pasar global (Bakhtiar dkk., 2018). Permentan No.19/2011 menyebutkan bahwa skema sertifikasi ISPO wajib

bagi seluruh perkebunan sawit, baik milik perusahaan ataupun petani kecil pemilik perkebunan kelapa sawit (Bakhtiar dkk., 2018). Kemudian sejak tahun 2016 muncul adanya proses penguatan Sistem Sertifikasi ISPO. Setelah melalui serangkaian proses yang panjang, Presiden RI telah menetapkan Peraturan Presiden Nomor 44 Tahun 2020 tentang Sistem Sertifikasi Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Indonesia, selanjutnya disebut Perpres tentang Sistem Sertifikasi ISPO, pada tanggal 13 Maret 2020 dan telah diundangkan pada tanggal 16 Maret 2020.

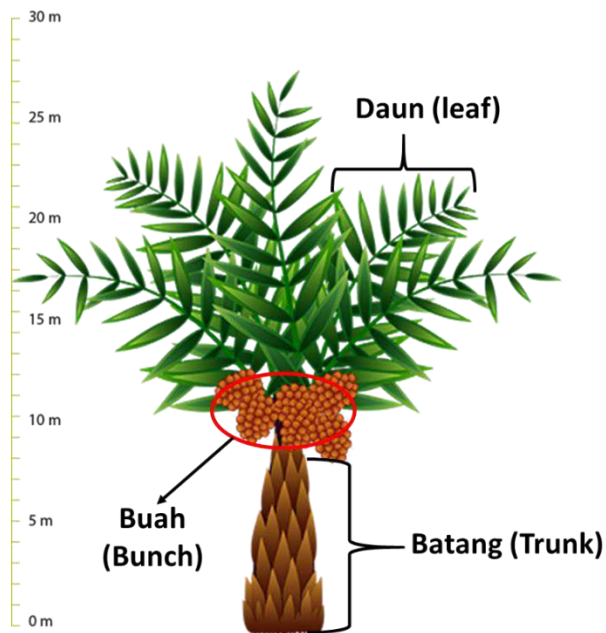
BAB II. KARAKTERISTIK KELAPA SAWIT

Tanaman kelapa sawit sangat toleran terhadap kondisi lingkungan yang kurang baik. Kondisi iklim, tanah, dan bentuk wilayah merupakan faktor lingkungan utama yang mempengaruhi keberhasilan pengembangan tanaman kelapa sawit, selain faktor lainnya seperti bahan tanaman dan perlakuan kultur teknis yang diberikan (Sulistyo dkk, 2010). Potensi produksi tanaman kelapa sawit juga ditentukan oleh jumlah curah hujan setahun. Jika terjadi kemarau panjang akan menyebabkan gagalnya panen.

Produktivitas tanaman kelapa sawit sangat dipengaruhi oleh umur tanaman. Menurut Corley (2016) produktivitas tandan buah kelapa sawit meningkat dengan cepat dan mencapai maksimum pada umur tanaman 8-12 tahun, kemudian menurun secara perlahan-lahan sesuai dengan umur tanaman yang semakin tua hingga umur ekonomis 25 tahun (Faulkner dan Mackie, 2016). Perkembangan dan pertumbuhan kelapa sawit merupakan fungsi dari faktor genetik tanaman, lingkungan dan kultur teknis. Faktor lain yang mempengaruhi potensi produksi tanaman kelapa sawit adalah gangguan hama dan penyakit.

2.1 Morfologi Kelapa Sawit

Untuk mengamati fenologi kelapa sawit, terlebih dahulu harus mengenal bentuk fisik (morfologi) dari kelapa sawit. Kelapa sawit termasuk tumbuhan dengan tinggi pohon yang bisa mencapai 24 meter. Bunga dan buahnya berupa tandan dan bercabang banyak. Buahnya kecil dan berwarna merah kehitaman apabila sudah masak. Daging buahnya padat dan mengandung minyak, begitupun kulit buahnya.



Gambar 2.1 Bagian Morfologi dari kelapa sawit

Secara garis besar, ciri-ciri morfologi kelapa sawit adalah sebagai berikut:

- **Daun**

Daun kelapa sawit tersusun majemuk menyirip membentuk satu pelepah yang panjangnya antara 7 - 9 m (gambar 2.2), dimana jumlah anak daun setiap pelepah berkisar antara 250 - 400 helai (R. H. V. Corley dan Lee, 1992). Pada pohon kelapa sawit yang dipelihara, dalam satu batangnya terdapat 40 - 50 pelepah daun, sedangkan untuk kelapa sawit liar jumlahnya bisa mencapai 60 pelepah (Faulkner dan Mackie, 2016). Daun muda yang masih kuncup berwarna kuning pucat, sedangkan daun tua berwarna hijau tua dan segar (R. H. V Corley, 1973). Tanaman kelapa sawit tua membentuk 2 - 3 pelepah daun setiap bulannya, sedangkan tanaman muda menghasilkan 4 - 5 daun setiap bulannya (R. H. V Corley, 1973). Produksi daun per-bulan dipengaruhi oleh faktor umur, lingkungan genetik, dan iklim (Sitoms dkk., 2004).



Gambar 2.2 Daun pada kelapa sawit
(Sumber: Dokumentasi pribadi)

Luas permukaan daun sangat berpengaruh terhadap produktivitas hasil tanaman. Semakin luas permukaan daun maka produktivitas hasil tanaman akan semakin tinggi. Hal ini terjadi karena proses fotosintesis akan berjalan dengan baik pada jumlah daun yang banyak, namun luas permukaan daun yang melebihi titik optimal justru dapat menyebabkan laju transpirasi tanaman tinggi, pemborosan fotosintat untuk pertumbuhan vegetatif daun, dan penurunan produktivitas hasil tanaman. Proses fotosintesis akan optimal jika luas permukaan daun mencapai 11 m^2 .

- **Batang**

Kelapa sawit tergolong tanaman yang memiliki biji keping satu (monokotil) oleh karenanya batang kelapa sawit tidak berkambium dan pada umumnya tidak tumbuh bercabang, kecuali pada tanaman yang tumbuh abnormal. Batang kelapa sawit tumbuh tegak lurus (phototropi) dan dibungkus oleh pelepah daun. Bagian bawah batang umumnya lebih besar dibanding

bagian atasnya. Hingga umur tanaman tiga tahun, batang kelapa sawit masih belum dapat terlihat karena masih terbungkus oleh pelepah daun.



Gambar 2.3 Batang Pohon Kelapa Sawit
(Sumber: Dokumentasi pribadi)

Setiap tahun, tinggi batang kelapa sawit bertambah pada kisaran 45 cm tergantung umur tanaman, ketersediaan hara, keadaan tanah, iklim, dan genetik tanaman. Tinggi tanaman kelapa sawit yang dibudidayakan maksimum mencapai 15-18 m, sedangkan kelapa sawit liar tingginya dapat mencapai 30 m.

- **Buah**

Buah sawit mempunyai warna bervariasi dari hitam, ungu, hingga merah tergantung bibit yang digunakan. Buah bergerombol dalam tandan yang muncul dari tiap pelapah. Minyak dihasilkan oleh buah. Kandungan minyak bertambah sesuai kematangan buah.

Setelah melewati fase matang, kandungan asam lemak bebas (FFA, *free fatty acid*) akan meningkat dan buah akan rontok dengan sendirinya. Buah terdiri dari tiga lapisan (R. Corley dan Tinker, 2016):

1. Eksoskarp, bagian kulit buah berwarna kemerahan dan licin.
2. Mesoskarp, serabut buah.
3. Endoskarp, cangkang pelindung inti



Gambar 2.4 Bagian buah kelapa sawit

(Sumber: Dokumentasi pribadi)

- **Bunga**

Bunga jantan dan betinanya terpisah dan memiliki waktu pematangan yang berbeda. Ini menyebabkan sangat jarang terjadi penyerbukan sendiri. Bentuk bunga jantannya lancip dan panjang sedangkan bunga betinanya lebih mekar dan besar.



Gambar 2.5 Bunga Jantan

(Sumber: Dokumentasi pribadi)

- **Akar**

Kelapa sawit termasuk sebagai tumbuhan monokotil yang mempunyai akar serabut. Akar ini disebut akar serabut atau *radix adventicia*. Akar pertama yang muncul dari biji yang berkecambah disebut radícula (bakal akar) dan plumula (bakal batang). Selanjutnya, akar ini akan mati dan kemudian disusul dengan tumbuhnya sejumlah akar yang berasal dari pangkal batang.

Akar primer yang tumbuh ke bawah sampai kedalaman 1,5 m, pertumbuhan ke samping akar ini sampai lebih kurang 6 m dari pangkal pohon. Jumlah terbanyak terdapat pada jarak 2-2,5 m dari pohon dan pada kedalaman 20-25 cm. Akar yang paling aktif menyerap air dan unsur hara adalah akar tertier dan kuartier yang

berada pada kedalaman 0-60 cm dan jarak 2-2,5 m dari pangkal pohon (Wahyuni, 2007).

2.2 Sistem Penanaman Kelapa Sawit

Tingkat produktivitas yang dicapai dari suatu perkebunan kelapa sawit merupakan hasil interaksi antara faktor potensi genetik varietas tanaman, lingkungan tempat tumbuhnya, dan pengelolaan dalam budidayanya. Produktivitas tanaman menjadi lebih baik jika unsur hara dan air tersedia dalam jumlah yang cukup dan seimbang. Selain itu, tanaman kelapa sawit membutuhkan intensitas cahaya matahari yang cukup tinggi untuk melakukan proses fotosintesis. Hal yang penting untuk pertumbuhan tanaman sawit adalah distribusi hujan yang merata.

Produksi yang lebih baik akan dicapai jika digunakan varietas sawit unggul dan ditanam di lokasi yang paling sesuai dengan menerapkan pengelolaan yang baik. Iklim dan karakteristik tanah/lahan adalah faktor lingkungan penting yang perlu dipertimbangkan dalam memilih lokasi untuk pengusaha kelapa sawit. Faktor tersebut diantaranya:

- Faktor iklim sangat berpengaruh terhadap pertumbuhan dan produksi tandan kelapa sawit. Secara umum, kondisi iklim yang cocok bagi kelapa sawit terletak antara 150° LU – 150° LS.
- Faktor Curah Hujan berada dikisaran 2000 – 2500 mm/tahun dengan periode bulan kering < 75 mm/bulan tidak lebih dari 2 bulan. Curah hujan tinggi menyebabkan produksi bunga tinggi,

- presentasi rendah, penyerbukan terhambat. Curah hujan rendah menyebabkan pembentukan daun, bunga, dan buah terhambat.
- Faktor suhu yang berada di daerah yang dilintasi garis katulistiwa membuat kelapa sawit membutuhkan suhu yang berkisar antara 24 sampai 28 derajat celcius dengan suhu terendah 18 derajat dan suhu tertinggi 32 derajat untuk bisa bertahan hidup.
 - Faktor kelembapan untuk kelapa sawit membutuhkan kelembapan udara antara 50 % – 90 % (tetapi optimum 80 %). Dengan lama penyinaran matahari sekitar 5-7 jam setiap harinya.
 - Faktor topografi berkaitan dengan derajat dan kemiringan lereng dan panjang lereng yang berpengaruh terhadap erosi tanah.
 - Faktor ketinggian yang baik untuk tanaman kelapa sawit berada pada ketinggian antara 0 – 500 m dari permukaan laut (mdpl).
 - Faktor kesuburan tanah mencakup beberapa sifat kimia tanah, yaitu keasaman (PH), kapasitas tukar kation (KTK), kejenuhan basa, ketersediaan unsur hara, kadar bahan organik, dan tingkat salinitas.
 - Faktor media tanam untuk kelapa sawit akan tumbuh baik pada tanah jenis Podsolik, Latosol, Resosol, Aluvial dan Hidromorfik, Andosol, dan Gambut. Diantara beberapa jenis tanah itu yang sering ditemui ialah tanah gambut, dan kelapa sawit bisa tumbuh subur di tanah itu.

Dari faktor-faktor tersebut sangat mempengaruhi fase fenologi pada pohon kelapa sawit, yakni ketika kemunculan pelepah dan bunga merupakan awal dari proses pertumbuhan dan perkembangan kelapa sawit, dimana kemunculan tersebut dipengaruhi oleh variasi iklim (Hoffman et al. 2014) dan genetik (Legros dkk. 2009). Kemunculan pelepah dan bunga jantan kelapa sawit dipengaruhi oleh curah hujan Menurut Hartley (1977), sedangkan kemunculan bunga betina dipengaruhi oleh radiasi matahari. Kajian mengenai kemunculan komponen tanaman yang dipengaruhi oleh keadaan lingkungan disebut fenologi. Legros et al. (2009) menemukan hubungan antara fenologi bunga kelapa sawit dengan fotoperiode dan anasir iklim lainnya pada 29 bulan sebelum panen. Combres dkk. (2013) menemukan hubungan antara jumlah tandan dengan panjang hari dan menjadikan panjang hari sebagai prediktor dalam pemodelan produksi kelapa sawit. Kemudian perubahan iklim, seperti kekeringan panjang dapat mengganggu pertumbuhan dan perkembangan tanaman kelapa sawit mengakibatkan gagal panen dan menurunkan produksi tandan buah segar hingga 40% dan CPO hingga 21-65% (Calliman dan Southworth, 1988; Siregar, 1998).

2.3 Fenologi Kelapa Sawit

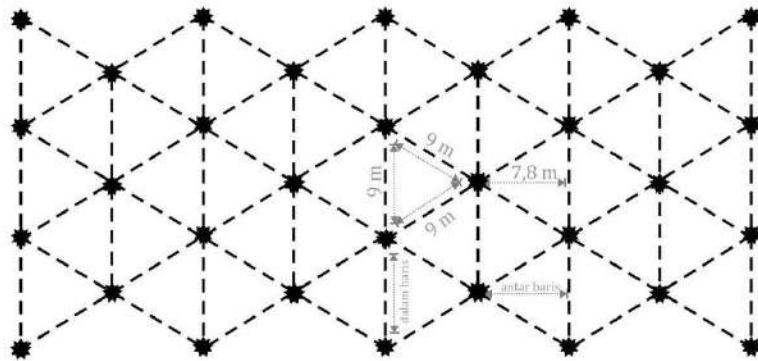
Fenologi adalah ilmu tentang periode fase-fase yang terjadi secara alami pada tumbuhan. Berlangsungnya fase-fase tersebut sangat dipengaruhi oleh keadaan lingkungan sekitar, seperti lamanya penyinaran, suhu, dan kelembaban udara (Fewless, 2006)

Kelapa sawit mempunyai siklus hidup ekonomis dibudidayakan sampai umur 20 – 25 tahun setelah tanam (di pembibitan 11 – 16 bulan), panen pertama 32 – 38 bulan setelah tanam dan produksi puncak umur 5 – 10 tahun setelah tanam dengan 128 – 148 pokok per hektar tergantung dari bahan tanaman, tanah dan iklim, jarak tanam 9 m x 9 m berbentuk segitiga (triangular) yaitu 143 pokok per hektar (gambar 2.6). Kelapa Sawit dapat tumbuh baik pada berbagai jenis tanah dan pH rendah, tetapi sangat sensitif terhadap pH tanah tinggi (diatas pH 7.5) dan air tergenang (Turner, 1992) .

Tabel 2.1 Jarak tanaman dengan beberapa kerapatan

Jarak Tanam (m)		Kerapatan Pohon per hektar
Dalam Baris	Antar Baris	
9,00	7,80	143
9,30	8,05	133
9,40	8,14	130
9,50	8,22	128

Sumber : Lubis, 2008



Gambar 2.6 Jarak tanam kelapa sawit

(Sumber: Lubis, 2008)

Pada perkebunan kelapa sawit, informasi tahapan perkembangan bunga dan buah merupakan data yang sangat penting untuk pengetahuan perkembangan tanaman. Tujuan pengamatan fenologi pada tanaman kelapa sawit antara lain untuk mengetahui sex rasio bunga, fase-fase perkembangan bunga dan buah, umur

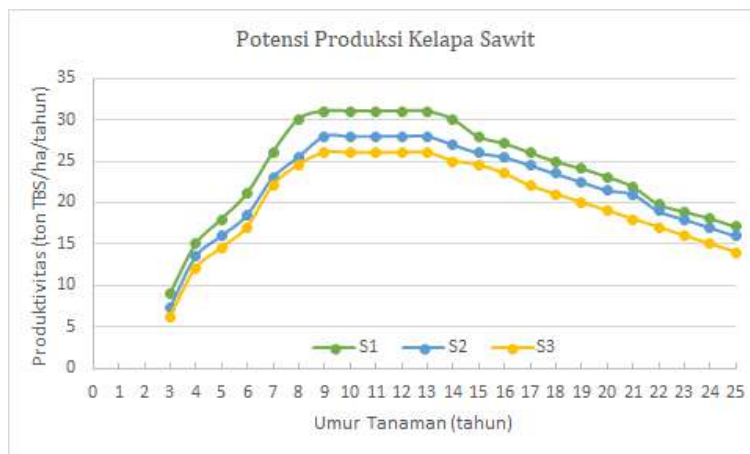
setiap fase perkembangan bunga dan buah, posisi masing-masing fase perkembangan bunga dan buah di pelepah, dan posisi pelepah pada waktu tandan matang panen dan dipanen (Sujadi dkk., 2020). Fenologi kelapa sawit merupakan isu penting dalam estimasi panen serta salah satu faktor signifikan yang mempengaruhi produksi tandan buah (Combres dkk., 2013).

Kegiatan mengestimasi umur pohon kelapa sawit dimulai dengan penomoran pelepah dari pelepah tertua hingga pelepah termuda. Setiap pelepah baru yang muncul diberi nomor dan dicatat pada setiap waktu pengamatan. Perkembangan tandan diamati sejak kemunculan pelepah, kemunculan bunga, hingga buah matang fisiologis.

Variasi hasil kelapa sawit sebagian besar disebabkan oleh variasi jumlah tandan yang dipanen. Setiap *phytomer* yang terbentuk secara berurutan mengandung perbungaan betina (produktif), jantan, atau gagal. Banyak perbungaan tumbuh secara paralel tetapi pada berbagai fase fenologis karena perkembangan *phytomer* membutuhkan waktu 3–4 tahun dan kira-kira dua *phytomer* dibuat setiap bulan. Produksi massal ditentukan oleh tingkat perkembangan yang bergantung pada lingkungan, jenis kelamin, dan kemungkinan aborsi, yang pada gilirannya memengaruhi *phytomer* lain melalui koneksi sumber-sink. Kelangkaan air, radiasi matahari, suhu, dan panjang hari semuanya dianggap sebagai variabel ekstrinsik penting yang

mempengaruhi varians. Karena kompleksitas sistem, tidak mungkin untuk memperkirakan pengaruhnya.

Umur ekonomis kelapa sawit yang dibudidayakan umumnya 25 tahun. Pada umur lebih 25 tahun tanaman sudah tinggi sehingga sulit dipanen, jumlah tandan buah juga sedikit sehingga tidak ekonomis lagi. Produktivitas tanaman dipengaruhi oleh umur tanaman. Pusat Penelitian Kelapa Sawit mengklasifikasikan kelompok umur tanaman menjadi 5 kelompok menurut potensi produksi yang dimiliki (Lubis, 2008), yaitu : tanaman belum menghasilkan/TBM (0-3 tahun), tanaman muda (4-8 tahun), tanaman remaja (9-13 tahun), tanaman dewasa (14-20 tahun), dan tanaman tua (>20 tahun). Adapun potensi produksi sesuai umur tanaman dan kelas kesesuaian lahan (S1, S2 dan S3) disajikan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Potensi produksi tanaman kelapa sawit sesuai umur dan kelas kesesuaian lahan (Lubis, 2008).

Data United States Department of Agriculture – Foreign Agricultural Services (USDA-FAS) pada tahun 2013, 25 persen dari total lahan sawit di Indonesia berada pada kategori *immature* (umur 2-3 tahun) sehingga produktivitasnya tergolong rendah. Hal ini berbeda dengan Malaysia yang pada umumnya memiliki lahan sawit yang lebih *mature* (umur 8-14 tahun), dimana hanya 14 persen dari total lahannya tergolong *immature*. Menurut Wilmar, lahan sawit dengan pohon yang sudah dewasa dapat menghasilkan 18-30 ton tandan buah segar/hektar atau 4,3-7,2 ton CPO/hektar tiap tahunnya.



Gambar 2.8 Pertumbuhan kelapa sawit (Darmawan dkk., 2021)

Tanaman kelapa sawit menurut cara pemeliharaannya dibedakan menjadi dua fase, yaitu tanaman belum menghasilkan (TBM) dan tanaman menghasilkan (TM). Pemeliharaan tanaman belum menghasilkan (TBM) di antaranya agar tanaman tumbuh cepat, sehat, dan dapat memasuki periode tanaman menghasilkan (TM).

Pemeliharaan TBM meliputi menyulam, mengendalikan hama dan penyakit, menyingkang, memupuk, merawat jalan, jembatan, dan drainase. Di sisi lain, tanaman menghasilkan merupakan tanaman kelapa sawit dengan kondisi lebih dari 25% sudah mulai menghasilkan TBS dengan berat lebih dari 3 kg. sasaran pemeliharaan TM di antaranya memacu pertumbuhan daun dan buah yang seimbang, mempertahankan buah agar mencapai kematangan yang maksimal, dan menjaga kesehatan kelapa sawit. Ada beberapa hal yang perlu dilakukan untuk mencapai sasaran tersebut, di antaranya pemupukan yang tepat, menjaga tanaman dari segala gangguan hama dan penyakit (Sunarko, 2009).

BAB III. TEKNOLOGI PENGINDRAAN JAUH UNTUK MANAJEMEN KELAPA SAWIT

Perkembangan inovasi dan ilmu pengetahuan teknologi pertanian/ perkebunan dapat dimanfaatkan untuk pengembangan komoditas pertanian/ perkebunan dan bio-industry spesifik lokasi melalui pengembangan sistem budidaya, perbenihan dan pascapanen dengan modal dasar lembaga penelitian dan perguruan tinggi yang tersebar luas di seluruh Indonesia. Kemajuan di bidang Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (IPTEK) pertanian minimal harus dapat menjawab 2 hal, pertama bagaimana teknologi dapat menjawab berbagai hal terkait dengan dampak perubahan iklim, dan yang kedua bagaimana teknologi dapat menjawab berbagai keterbatasan pada sumberdaya yang ada di tengah perkembangan kebutuhan manusia yang tanpa batas. Untuk menjawab kedua hal di atas, diperkirakan ada 3 revolusi di bidang sains yang diperlukan dan saat ini sedang terjadi di dunia, yaitu revolusi di bidang *bio-technology*, *nano-technology* dan *information-technology*.

Teknologi pengindraan jauh merupakan salah satu inovasi-teknologi yang dapat dimanfaatkan untuk perkebunan kelapa

sawit, karena mampu memberikan informasi yang cepat, berulang, dan akurat pada area kelapa sawit yang luas dan sulit dijangkau. Teknologi penginderaan jauh dapat menunjang manajemen perkebunan kelapa sawit berkelanjutan dan membantu menyelesaikan beberapa masalah lingkungan misalnya, mendeteksi deforestasi, mendeteksi kelembapan tanah untuk mengurangi resiko kebakaran lahan, hama penyakit, kesehatan, dan meningkatkan produktivitas. Selain itu, teknologi ini juga menyediakan pemantauan independen yang diperlukan untuk lembaga sertifikasi, seperti yang dilakukan oleh RSPO (*Roundtable on Sustainable Palm Oil*) dan ISCC (*International Sustainability and Carbon Certification*). Berikut merupakan peran teknologi penginderaan jauh untuk manajemen kelapa sawit (Taylor and Francis Group, 2017):

1. Menggunakan citra penginderaan jauh untuk mengidentifikasi kesesuaian lahan untuk pengembangan kelapa sawit, melindungi hutan dengan stok karbon tinggi (yang jika dibuka akan melepaskan sejumlah besar gas rumah kaca), dan lahan dengan nilai konservasi tinggi.
2. Mengembangkan teknologi penginderaan jauh untuk meningkatkan akurasi prediksi dan kinerja hasil dengan mengukur parameter biofisik yang dapat diamati seperti kehijauan tajuk, tinggi pohon, dan kondisi tanah.
3. Memperluas penggunaan UAV untuk menyediakan pemantauan perkebunan kelapa sawit secara teratur dan tepat

waktu di negara tropis di mana awan sering membatasi penggunaan citra satelit.

Sebagai contoh, untuk mengetahui data akurat luasan sawit seluruh Indonesia dan luasan sawit dalam kawasan hutan, sebuah peta dibangun melalui proses digitasi hasil pencitraan satelit (SPOT Imagery) beresolusi tinggi, 6 x 6 meter. Hasil digitasi sementara per Juni 2018 mengungkapkan bahwa total luasan sawit nasional diperkirakan sebesar 16.829.282 hektare dan luasan sawit dalam kawasan hutan sekitar 3.474.449 hektare (Bakhtiar dkk., 2018), , dan hasil rekonsiliasi data lahan kelapa sawit nasional pada tahun 2019 menunjukkan luas kelapa sawit 16.381.959 hektare (Laporan Kegiatan Rekonsiliasi Luas Tutupan Kelapa Sawit Nasional 2019)

3.1 Penginderaan Jauh Sensor Optik Untuk Kelapa Sawit

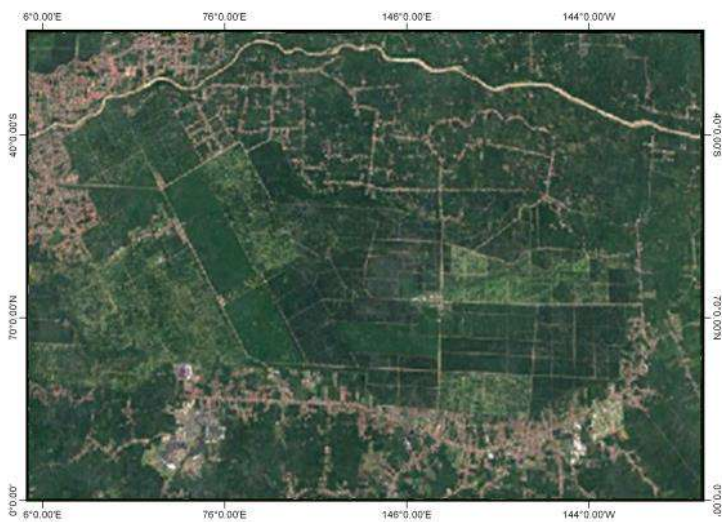
Citra penginderaan jauh sensor optik telah digunakan di berbagai bidang industri, termasuk kelapa sawit. Sensor optik adalah perekaman penginderaan jauh menggunakan bantuan matahari. Keuntungan menggunakan citra sensor optik adalah kemudahan dalam interpretasi baik secara visual maupun digital. Sedangkan kelemahannya adalah terdapat gangguan awan yang menutup permukaan bumi, dan keadaan ini sangat terasa pada daerah tropis seperti Indonesia. Citra optis menyerap radiasi dari spektrum sinar tampak (*band red, green, dan blue*) dan NIR yang

dipantulkan oleh objek di permukaan bumi. Perbedaan kenampakan bumi menghasilkan intensitas yang berbeda. Melalui analisis pantulan tersebut, maka beberapa tutupan lahan dapat diidentifikasi, termasuk kelapa sawit.

Citra optis mempunyai *band visible* dan *near-infrared* (NIR) yang dipantulkan dari permukaan. Permukaan tanah yang berbeda menghasilkan tingkat intensitas yang berbeda pada seluruh spektrum. Dengan menganalisis energi yang dipantulkan dan mengklasifikasikannya menggunakan ciri spektral masing-masing, kelas tutupan lahan yang berbeda dapat diidentifikasi. Band NIR adalah band utama dalam memisahkan tanaman kelapa sawit dengan objek lain (Shafri et al. 2011). Terlihat bahawa spektrum gelombang merah (band red), inframerah-dekat (NIR), dan inframerah-tengah (mir) pada landsat 7 ETM menunjukkan keterpisahana yang tinggi untuk identifikasi tanaman kelapa sawit. Hal ini disebabkan karena penyerapan klorofil yang tinggi pada panjang gelombang merah (Nooni dkk. 2014).

Dengan menggunakan *angle spectral mapping*, NIR merupakan band yang paling menonjol dalam memisahkan tajuk kelapa sawit dari latar belakang dengan memberikan kontras tertinggi secara konsisten. Seperti untuk mendapatkan indeks vegetasi yang menggambarkan vegetasi berdasarkan kehijauannya. Parameter yang paling umum digunakan adalah *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), yang merupakan rasio dinormalisasi inframerah dekat ke merah tampak (Chong dkk., 2017).

Pada pemetaan skala kecil, citra satelit resolusi sedang seperti MODIS dapat menghasilkan peta tutupan lahan dengan resolusi spasial 1 km dan resolusi temporal 1-2 hari. Cakupan yang sangat luas ini dapat dengan mudah memetakan seluruh wilayah kelapa sawit. Namun, citra satelit resolusi rendah tidak cukup untuk menghasilkan objek yang lebih detil ($1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$). Menurut Cracknell dkk. 2015, dibutuhkan usaha tambahan untuk meningkatkan akurasi hasil klasifikasi dan meminimalisir *error*. Seperti misalnya, integrasi data optis dan aktif (radar) untuk memetakan jenis vegetasi seperti karet, bambu, dan tanaman sawit (Razaali dkk. 2014).

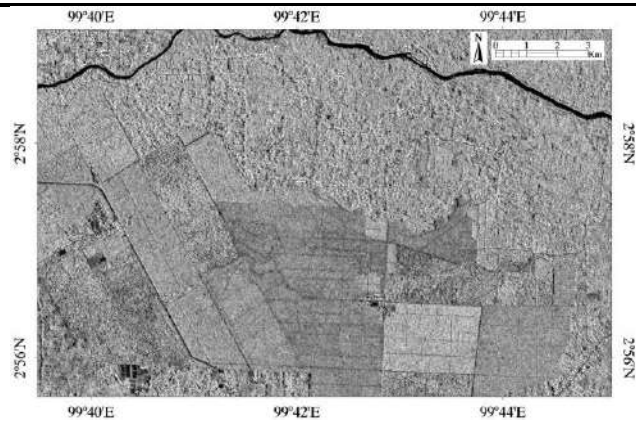


Gambar 3.1 Citra Landsat 8 komposit *natural color* untuk perkebunan sawit blok Asahan, Sumatera Utara.

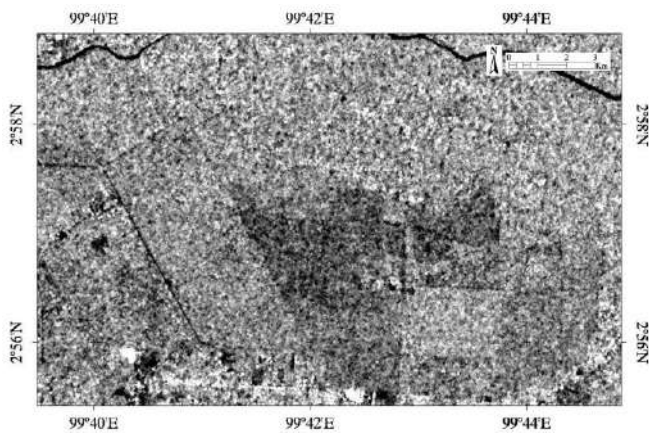
3.2 Penginderaan Jauh Sensor Radar Untuk Kelapa Sawit

Citra radar adalah citra udara yang diperoleh melalui pemantulan gelombang mikro. Sensor ini juga disebut dengan sensor aktif. Sensor aktif menghasilkan informasi berdasarkan nilai *backscatter* yang dipantulkan oleh objek. Gelombang dengan panjang gelombang tinggi memiliki daya penetrasi yang lebih tinggi. Selain itu, informasi tekstur dari target juga dapat digunakan untuk mengukur piksel ketetanggaan. Informasi ini dapat digunakan untuk membedakan permukaan yang halus (misalnya air, tanah) dari permukaan yang kasar (misalnya semak, pohon, dan lahan terbangun) dengan mengacu pada panjang gelombang radarnya (Daiman dkk. 2014).

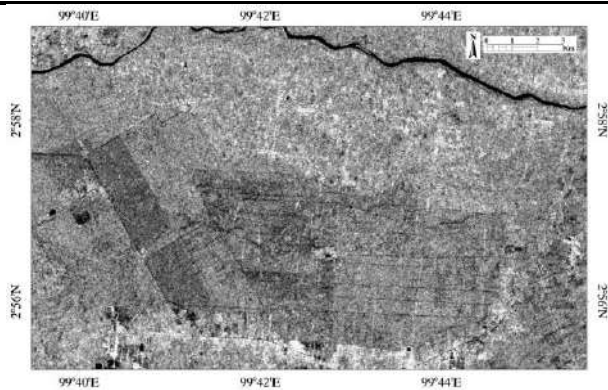
Citra sensor *Synthetic Aperture Radar (SAR)* merupakan citra yang tidak terganggu awan, namun belum banyak digunakan untuk pemetaan lahan karena lebih sulit dalam interpretasinya [24]. SAR memancarkan radiasi elektromagnetik dalam rentang gelombang mikro spektrum elektro magnetik dan menerima radiasi hamburan balik (*backscatter*) setelah interaksi dengan objek di permukaan bumi (Flores-Anderson dkk., 2019). Sensor SAR memiliki keunggulan tambahan yaitu penetrasi kanopi pohon dan umumnya digunakan untuk ekstraksi parameter biofisik hutan karena kemampuan penetrasinya (Bamler, 2000).



Gambar 3.2 Citra Radar TerraSAR-X untuk lokasi kebun blok Asahan,
Sumatera Utara



Gambar 3.3 Citra Radar Sentinel-1A untuk lokasi kebun blok Asahan,
Sumatera Utara



Gambar 3.4 Citra Radar ALOS PALSAR-2 untuk lokasi kebun blok Asahan, Sumatera Utara

BAB IV. MODEL FENOLOGI BERBASIS PENGINDRAAN JAUH

Semua data pengindraan jauh dapat diterapkan dalam pengembangan model fenologi kelapa sawit. Hal ini tergantung pada pemilihan parameter biofisik untuk pendugaan umur kelapa sawit. Untuk sensor Optis, citra Landsat biasanya digunakan untuk mengekstrak parameter kelapa sawit menggunakan indeks spektral seperti NDVI dan model regresi kuadratik non-linier. Banyak penelitian yang memilih penetrasi L-band pada sensor radar karena memiliki kemampuan untuk mendeteksi dan mengukur parameter biofisik dengan koefisien determinasi sedang, seperti menggunakan biomassa di atas permukaan tanah dan modelnya adalah regresi non-linier logaritmik

4.1 Sensor Optis

Pada sensor optis model fenologi dapat diidentifikasi dengan menentukan parameter biofisik dengan mengidentifikasi nilai spektral citra (tabel 4.1).

Tabel 4.1 Model fenologi kelapa sawit berbasis sensor optis

Author	Model Algoritma	R ²	Parameter	Data Citra
McMorrow, (2001)	$y = 1.888 - 0.260x$ $y = -0.03746 + 0.07861x$		Band Infrared, index vegetasi	Landsat TM
Thenkabaila dkk., (2004)	$y = 1.5729 (\text{palm stem height}) - 8.2835$ $y = 0.3747 (\text{palm stem height}) + 3.6334$	0.97 0.98	Ketinggian pohon	IKONOS
Tan dkk., (2013)	Variables (x) UK-DMC dengan umur (y) $y = -10.80 \ln(x) + 123.40$ $y = -1.79 \ln(x) + 24.08$ $y = -3.00 \ln(x) + 24.58$ $y = -0.001 \ln(x) + 0.68$ $y = -0.14 \ln(x) + 5.36$ $y = -0.01 \ln(x) + 1.01$ $y = -0.13 \ln(x) + 0.013$ Grey-Level Co-occurrence Matrices (GLCM) $y = -2.07 \ln(x) + 15.54$ $y = -0.59 \ln(x) + 2.23$ $y = -0.11 \ln(x) + 20.36$ LAI $y = -0.09 \ln(x) + 0.88$ $y = 0.000x^3 - 0.030x^2 + 0.714x - 0.892$ Height and Diameter Breast Height (DBH) $y = 0.492x$ $y = -0.002x + 0.704$	0.76 0.20 0.40 0.01 0.02 0.01 0.80 0.79 0.43 0.19 0.26 0.96 0.90 0.02	Band 1 Band 2 Band 3 NDVI SR SAVI Fraksi bayangan Band 1 Band 2 Band 3 Tinggi pohon dan diameter pohon	UK-DMC-2
Chemura dkk. (2015)	$Umur (tahun) = 0.59 + 0.15 \times CPA(m^2)$	0.88	Crown projection area (CPA)/ area proyeksi	WorldView-2

Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh

			mahkota	
Carolita dkk. (2017)	$y = -0.0004x^2 + 0.0107x + 0.3912$ $y = 116.21x - 44.74$	0.66 0.89	NDVI	SPOT 6
Rizei dkk.(2018)	$y = 1.2803x - 0.9951$ $y = 0.0404x^2 + 0.4605x + 1.9856$ $y = 2.8103e^{0.1218x}$	0.88 0.91 0.90	LRF PRF ERF	WorldView dan LiDAR
Carolita dkk. (2019)	$y = -0.0003x^2 + 0.0068x + 0.4388$	0.85	NDVI	Landsat 8
Carolita dkk (2019)	$y = -0.0003x^2 + 0.0068x + 0.438$ $y = -0.00032x^2 + 0.0055x + 0.8393$ $y = -0.0002x^2 + 0.0071x + 0.78$ $y = -0.0002x^2 + 0.0071x + 0.4388$ $y = -0.0002x^2 + 0.0081x + 0.8272$ $y = -0.0008x^2 + 0.0017x + 0.797$ $y = -0.0005x^2 + 0.0111x + 0.817$ $y = -0.0002x^2 + 0.0084x + 0.792$ $y = -0.0002x^2 + 0.0084x + 0.792$ $y = -0.0002x^2 + 0.0058x + 0.874$	0.84 0.81 0.8 0.85 0.96 0.61 0.85 0.7 0.7 0.88	NDVI Sumatera Utara Riau Sumatera Selatan Lampung Kalimantan Barat Kalimantan Tengah Kalimantan Selatan Kalimantan Timur Kalimantan Utara Sulawesi Barat	Landsat, SPOT, Pleiades, dan Sentinel 2

Salah satu pendekatan untuk menentukan umur kelapa sawit adalah melalui pemodelan. Berbagai peneliti melakukan pemodelan umur kelapa sawit menggunakan citra satelit optis yaitu dengan melihat hubungan antara umur yang diperoleh di lapangan dengan nilai radian pada lokasi sawit tersebut. Menurut McMorro (1995), diperkirakan adanya korelasi nonlinear negatif antara kecerahan Landsat TM dan umur kelapa sawit,

artinya semakin kecil nilai reflektan maka mengindikasikan umur kelapa sawit yang semakin muda.

Chemura dkk. (2015) mengestimasi umur kelapa sawit dengan mengkombinasikan data multispectral yang dihasilkan dari citra satelit resolusi sangat tinggi WorldView-2 dan teknik analisis regresi di Ghana. Pemodelan umur kelapa sawit dianalisis berdasarkan hubungan antara umur dan *crown projection area* (CPA). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang kuat antara umur dan CPA untuk kelapa sawit di atas 13 tahun. Pendekatan lain untuk menentukan umur kelapa sawit adalah menggunakan algoritma klasifikasi citra terawasi dan tidak terawasi untuk mengklasifikasikan citra ke dalam kategori umur yang berbeda (Thenkabaila dkk., 2004). Pendekatan ini didasarkan pada hipotesis bahwa setiap umur kelapa sawit memiliki tanda spektral yang berbeda secara signifikan yang dapat digunakan untuk memisahkannya dari yang lain.

Citra SPOT 6 merupakan salah satu data satelit resolusi tinggi yang bisa memberikan hasil yang optimal dalam estimasi umur tanaman kelapa sawit. Penelitian Carolita (2017), menunjukkan bahwa pertumbuhan kelapa sawit dapat dijelaskan dengan variasi NDVI dengan rumus $y = -0,0004x^2 + 0,0107x + 0,3912$, dimana x adalah umur kelapa sawit dan Y adalah NDVI dari SPOT, dengan $R^2 = 0,657$. Penggunaan citra Landsat 8 menggunakan teknik analisis regresi mengindikasikan bahwa umur tanaman kelapa sawit

dapat dimonitor menggunakan NDVI, dimana menghasilkan R^2 sebesar 0.85.

Thenkabail dkk. 2004 menjelaskan bahwa IKONOS mampu membedakan kelapa sawit dengan objek lain dengan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 92%, namun IKONOS belum bisa memberikan hasil yang memuaskan untuk estimasi umur kelapa sawit. Terdapat beberapa umur yang tercampur dan sulit dibedakan. Hasil tertinggi yang diberikan oleh IKONOS untuk estimasi umur kelapa sawit adalah 74,5% dengan kelompok umur antara 1-3 tahun dan 4-5 tahun. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa dibutuhkan spektral tambahan untuk lebih mengkarakterisasi tanaman sawit.

Secara keseluruhan, kumpulan data pengindraan jauh dan teknik pembelajaran mesin baru-baru ini berguna dalam memantau dan mendeteksi perkebunan kelapa sawit untuk memaksimalkan produktivitas. Studi lain mengusulkan metode baru yaitu dengan mengintegrasikan antara sistem satelit optis dan LIDAR. Penggunaan CSRT Worldview 3 dan Lidar yang diintegrasikan dengan algoritma SVM dan OBIA digunakan untuk menghitung kelapa sawit (Rizei dkk., 2018). Selanjutnya, tajuk pohon diintegrasikan dengan model ketinggian dan metode multiregresi untuk estimasi umur kelapa sawit secara akurat. Hasil penelitiannya menunjukkan akurasi yang baik di semua blok umur dengan tingkat akurasi sebesar 84,91%, di sisi lain, model fungsi regresi polinomial (PRF) baik digunakan untuk estimasi umur sawit

antara 10-12 tahun, sedangkan fungsi regresi eksponensial (ERF) lebih sesuai untuk estimasi umur kelapa sawit di bawah 10 – 12 tahun.

4.2 Sensor Radar

Sensor radar dapat mengidentifikasi fenologi kelapa sawit dari parameter biofisik dengan menganalisis nilai *backscatter* (tabel 4.2).

Tabel 4.2 Model fenologi kelapa sawit berbasiskan sensor SAR.

Author	Phenology Model	R ²	Parameter	Sensor
Nordin (2002)	$y = 85.634\ln(x) + 77.993$ $y = 68.51\ln(x) + 62.388$	0.80 0.80	Biomassa	AIRSAR
Tan dkk. (2013)	$y = -0.13\ln(x) + 0.013$ $y = -2.07\ln(x) + 15.54$ $y = -0.59\ln(x) + 2.23$ $y = -0.11\ln(x) + 20.36$ $y = 2.00\ln(x) - 13.48$ $y = 1.05\ln(x) - 15.65$ $y = -0.09\ln(x) + 0.88$ $y = 0.000x^3 - 0.030x^2 + 0.714x - 0.892$ $y = 0.492x$ $y = -0.002x + 0.704$	0.01 0.80 0.79 0.43 0.19 0.49 0.27 0.26 0.96 0.90 0.02	Shadow-Fraction Band 1 GLCM Band 2 GLCM Band 3 GLCM LAI LAI Height Tree DBH	ALOS PALSAR
Avtar dkk. (2013)	$y = 1.2598\ln(x) - 18.577$ $y = 1.144\ln(x) - 9.8119$ $y = 1.3666\ln(x) - 17.496$	0.49 0.62 0.77	HV HH HV	PALSAR, RADARSAT, TerraSAR-X
Darmawan dkk. (2016)	$y = -0.2783x + 23752$ $y = 0.8845\ln(x) - 13.655$ $y = 0.6445\ln(x) - 20.497$	0.23 0.63 0.42	FFB HH HV	ALOS PALSAR 2
Okarda dkk (2018)	$y = 213x + 26.03$ $y = 0.63x + 16.55$ $y = 0.46x + 9.20$ $y = 0.57x + 14.74$	0.55 0.37 0.36 0.28	Mineral Soil HH & Peatland HV & Peatland	ALOS PALSAR-2

Model Fenologi Kelapa Sawit Berbasis Penginderaan Jauh

Carolita dkk. (2019)	$y = -0.0222x^2 + 0.4579x - 17.311$	0.77	HV	Sentinel 1
	$y = -0.0219x^2 + 0.4594x - 9.8191$	0.68	HH	
Darmawan dkk., (2021)	$y = -0.2153x - 9.9086$	0.66	HH	TerraSAR-X, Sentinel-1A, and ALOS PALSAR-2
	$y = -0.0072x^2 + 0.1787x - 9.0757$	0.81	VH	
	$y = -0.0046x^2 + 0.1071x - 15.858$	0.85	VV	
	$y = 1.756 \ln(x) - 22.069$	0.71	HV	
	$y = 2.0916 \ln(x) - 19.379$	0.77	HH	

Data SAR adalah sensor aktif yang beroperasi dalam segala macam kondisi dan cuaca dan tidak bergantung pada siang hari. Beberapa penelitian telah berhasil menganalisis terkait dengan PALSAR untuk mengidentifikasi fenologi/umur kelapa sawit (table 4.2), diantaranya Nordin (1996) menggunakan data SAR untuk ekstraksi biomassa kelapa sawit dengan membuat hubungan analitis antara koefisien hamburan balik dan perkiraan biomassa konvensional berdasarkan model dan data lapangan, serta pemetaan berbasis umur perkebunan kelapa sawit menggunakan algoritma segmentasi dan klasifikasi. Shashikant dkk (2012) menguji hubungan antara radar backscatter dan data AGB dengan persamaan alometrik tertentu pada varian umur.

Tan dkk. (2013) menggunakan data ALOS PALSAR-2 untuk mendeteksi umur pohon kelapa sawit dengan teknik *gray-level co-occurrence matrix* (GLCM). Tahun 2016, Darmawan dkk meneliti umur dan hasil tandan segar buah kelapa sawit (TBS) berdasarkan ALOS PALSAR 2 (band L). Jansen Sitorus, dkk., (2013) mengevaluasi metode yang dapat memantau perluasan area perkebunan kelapa sawit dan menunjukkan waktu tanam dengan menentukan umur perkebunan kelapa sawit

menggunakan citra SPOT 6. Hubungan antara umur dan backscatter pada tanah mineral dan lahan gambut memiliki korelasi yang kuat untuk HH, dan HV ditemukan oleh Okada dkk. (2018), selain itu menurut Okarda pentingnya hamburan balik mungkin berguna untuk menganalisis tinggi dan umur pohon kelapa sawit.

Tahun 2016, Darmawan dkk., menginvestigasi hubungan antara umur kelapa sawit yang dilihat dari nilai backscatter HH, HV dan tandan buah segar menggunakan ALOS PALSAR 2. Hasil penelitian menunjukkan adanya hubungan antara HH, HV dan umur kelapa sawit dimana R^2 sebesar 0,63 untuk HH dan 0,42 untuk HV yang menunjukkan peningkatan umur kelapa sawit seiring dengan meningkatnya nilai HH dan HV. Begitu juga hubungan antara HH, HV dan TBS kelapa sawit dilihat dari R^2 sebesar 0,26 untuk HH dan 0,15 untuk HV, yang menunjukkan peningkatan TBS seiring dengan penurunan nilai HH dan HV.

Okarda dkk. (2018) menghasilkan peta sebaran kelapa sawit menggunakan data satelit optik SPOT 7 dan mengetahui nilai hamburan balik ALOS PALSAR-2 dengan tinggi dan umur kelapa sawit di tanah mineral dan lahan gambut. Dari hasil penelitian, tinggi terhadap umur tanah mineral memberikan nilai determinasi yang tinggi yaitu sebesar $R^2 = 0,80$. Sebaliknya, menunjukkan hasil yang lemah di lahan gambut dengan nilai $R^2 = 0,31$. Hubungan tinggi dan hamburan balik pada tanah mineral memiliki nilai $R^2 = 0,43$ untuk HH dan 0,30 untuk HV dan di lahan

gambut 0,28 untuk HH dan 0,15. Hubungan umur dengan hamburan balik di tanah mineral berkorelasi cukup kuat dengan nilai $R^2 = 0,55$ untuk HH dan 0,37 untuk HV dan di lahan gambut 0,36 untuk HH dan 0,28.

Carolita dkk (2019) menghasilkan model regresi hasil korelasi nilai backscatter dari data SAR Sentinel-1A (band C-) dengan umur yang didapat dari data blok umur kelapa sawit. Pada band C-, para peneliti menemukan bahwa piksel tutupan pohon dianggap kelapa sawit jika perbedaan VV-VH lebih besar dari 7,4 dB dan hamburan balik VH kurang dari -13 dB (Miettinen dkk., 2015; Novresiandi dan Nagasawa, 2017). Bagaimanapun juga, panjang gelombang yang lebih kecil seperti C-band berhasil digunakan untuk memperkirakan fenologi (Teng dkk., 2015).

Nordin (2002), misalnya, mendemonstrasikan koefisien determinasi 0,8 menggunakan AIRSAR dengan parameter biofisik pada biomassa. Artinya biomassa memiliki korelasi yang kuat terhadap umur. Tan dkk (2013) menggunakan parameter biofisik tinggi pohon dan diameter tinggi dada kelapa sawit berdasarkan ALOS PALSAR dengan $R^2 = 0,9$. Sedangkan Sentinel-1A dengan polarisasi VV dilakukan oleh Darmawan et al. (2021) meneliti model hamburan fenologi kelapa sawit berdasarkan TerraSAR-X, Sentinel-1A, dan ALOS PALSAR-2 dan hasilnya memiliki regresi linier kuadrat dengan R^2 lebih tinggi = 0,85 pada polarisasi VV untuk Sentinel 1-A.

Dalam hal ini, regresi non-linier diterapkan untuk koefisien determinasi (R^2) yang lebih baik, seperti tipe kuadratik dan logaritma dengan $R^2 = 0,5$ hingga $0,8$, dari korelasi sedang hingga kuat.

BAB V. PENUTUP

Produksi minyak sawit dunia meningkat pesat dalam 20 tahun terakhir, terutama di Indonesia dan Malaysia. Sebagai produsen terbesar, pengelolaan perkebunan kelapa sawit yang baik sangatlah penting, perluasan perkebunan juga harus terencana dengan baik, karena keberadaannya tidak boleh mempengaruhi lingkungan sekitar. Hal tersebut menyebabkan penanaman kelapa sawit menjadi hal yang tidak bisa dihindarkan karena didorong adanya permintaan nabati yang terus meningkat di dunia.

Industri perkebunan kelapa sawit baik itu dari hulu ke hilir memerlukan dukungan riset yang berkelanjutan. Riset multidisiplin merupakan tulang punggung industrialisasi perkebunan kelapa sawit yang berkelanjutan mengantarkan industrialisasi sawit Indonesia menuju 2050.

Buku fenologi model kelapa sawit ini semoga dapat dijadikan referensi dan rujukan untuk riset berkaitan dengan kelapa sawit berbasis pengindraan jauh kedepannya yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

- Asrita (2020): Kelapa Sawit Dukung Tujuan SDGs, , diperoleh melalui situs internet: <https://www.infosawit.com/news/10123/kelapa-sawit-dukung-tujuan-sdgs>.
- Badan Pusat Statistik, B. (n.d.): BPS Kab. Hulu Sungai Selatan, .
- Bakhtiar, I., Suradiredja, D., Santoso, H., Sanjaya, A., dan Saif, I. (2018): *Sawit Rakyat: Pemetaan Kerangka Kebijakan, Kondisi Nyata, dan Aksi Lapangan* (1 ed.), KEHATI, KEHATI (Indonesian Biodiversity Conservation Trust Fund), Jakarta, 1–133.
- Bamler, R. (2000): Principles of synthetic aperture radar, *Surveys in Geophysics*, **21**(2–3), 147–157. <https://doi.org/10.1023/A:1006790026612>
- Basiron, Y. (2007): Palm oil production through sustainable plantations, *European Journal of Lipid Science and Technology*, **109**(4), 289–295. <https://doi.org/10.1002/ejlt.200600223>
- Budidarsono, S., Susanti, A., dan Zoomers, A. (2013): Oil Palm Plantations in Indonesia: The Implications for Migration,

Settlement/Resettlement and Local Economic Development,
Biofuels - Economy, Environment and Sustainability.
<https://doi.org/10.5772/53586>

Carolita, I., Darmawan, S., Permana, R., Dirgahayu, D., Wiratmoko, D., Kartika, T., dan Arifin, S. (2019): Comparison of Optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in Oil Palm Monitoring, Case Study : Asahan, North Sumatera, Indonesia, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **280**(1).
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/280/1/012015>

Carolita, Ita, Sitorus, J., Manalu, J., dan Wiratmoko, D. (2017): Growth Profile Analysis of Oil Palm By Using Spot 6 the Case of North Sumatra, *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, **12**(1), 21.
<https://doi.org/10.30536/j.ijreses.2015.v12.a2669>

Chemura, A., van Duren, I., dan van Leeuwen, L. M. (2015): Determination of the age of oil palm from crown projection area detected from WorldView-2 multispectral remote sensing data: The case of Ejisu-Juaben district, Ghana, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **100**, 118–127. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.07.013>

Chong, K. L., Kanniah, K. D., Pohl, C., dan Tan, K. P. (2017): A review of remote sensing applications for oil palm studies, *Geo-Spatial Information Science*, **20**(2), 184–200.
<https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1337317>

- Combres, J. C., Pallas, B., Rouan, L., Mialet-Serra, I., Caliman, J. P., Braconnier, S., Soulié, J. C., dan Dingkuhn, M. (2013): Simulation of inflorescence dynamics in oil palm and estimation of environment-sensitive phenological phases: A model based analysis, *Functional Plant Biology*, **40**(3), 263–279. <https://doi.org/10.1071/FP12133>
- Corley, R. H. V., dan Lee, C. H. (1992): The physiological basis for genetic improvement of oil palm in Malaysia, *Euphytica*, **60**(3), 179–184. <https://doi.org/10.1007/BF00039396>
- Corley, R., dan Tinker, P. B. H. (2016): *The Oil Palm* (fifth), *The Oil Palm*, Wiley Blackwell, Oxford, UK. <https://doi.org/10.1002/9780470750971>
- Corley, R. H. V (1973): *Oil Palm Physiology: A Review*, Incorporated Society of Planters.
- Darmawan, S., Carolita, I., dan Ananta, E. (2020): Identification of Oil Palm Plantation on Multiscatter and Resolution of SAR Data Using Variety of Classifications Algorithm (Case Study: Asahan District, North Sumatera Province), *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **500**(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/500/1/012075>
- Darmawan, Soni., Carolita, I., Hernawati, R., Dirgahayu, D., Agustan., Permadi, D. A., Sari, D. K., Suryadini, W., Wiratmoko, D., dan Kunto, Y. (2021): The Potential Scattering Model for Oil Palm Phenology Based on Spaceborne X-, C-, and L-Band

-
- Polarimetric SAR Imaging, *Journal of Sensors*, **2021**(6625774), 14.
<https://doi.org/10.1155/2021/6625774>
- Faulkner, O. T., dan Mackie, J. R. (2016): *The Oil Palm* (5th ed.), 93–104 dalam *West African Agriculture*, Wiley Blackwell, Oxford, UK.
<https://doi.org/10.1017/cbo9781316530122.010>
- Flores-Anderson, A. I., Herndon, K. E., Thapa, R. B., dan Cherrington, E. (2019): THE SAR Comprehensive Methodologies for Forest. <https://doi.org/10.25966/nr2c-s697>
- Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI) (2018): Tingkat Suku Bunga Kredit, Replanting/Produktivitas & Penggunaan Dana Sawit.
- Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI) (2020): Peran Strategis Sawit Rakyat Indonesia.
- GAPKI, T. R. P. (2018): Peran Strategis Sawit Rakyat Indonesia, , diperoleh 1 Desember 2020, melalui situs internet: <https://gapki.id/news/18467/posisi-harga-komoditas-pada-penutupan-bursa-pasar-?sik>.
- GAPKI, T. R. P. (2020): Sawit dan Kebijakan Industrialisasi Sawit Menuju 2050 3, , diperoleh melalui situs internet: <https://gapki.id>.
-

-
- Junaedi, D. (2020): Percepatan pembangunan perkebunan sawit berkelanjutan, diperoleh melalui situs internet: <http://ditjenbun.pertanian.go.id>.
- McMorrow, J. (2001): Linear regression modelling for the estimation of oil palm age from Landsat TM, *International Journal of Remote Sensing*, **22**(12), 2243–2264. <https://doi.org/10.1080/01431160117188>
- McMorrow, J. M. (1995): Relation of oil palm spectral response to stand age, *International Journal of Remote Sensing*, **16**(16), 3203–3209. <https://doi.org/10.1080/01431169508954624>
- Miettinen, J., Liew, S. C., dan Kwoh, L. K. (2015): Usability of sentinel-1 dual polarization C-band data for plantation detection in Insular Southeast Asia, *ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings*.
- Moon, W. (2012): Conceptualizing Multifunctional Agriculture from a Global Perspective, *The Southern Agricultural Economics Association Annual Meeting, Birmingham, AL, February 4-7, 2012.*, Birmingham, AL, 1–45.
- Novresiandi, D. A., dan Nagasawa, R. (2017): C-band dual-polarization synthetic aperture radar application for peat depth classification: A case study in Siak Regency, Riau Province, Indonesia, *Progress In Electromagnetics Research M*, **61**(September), 29–41.
-

<https://doi.org/10.2528/PIERM17062903>

Paoli, G. D., Gillespie, P., Wells, P. L., Hovani, L., Sileuw, A., Franklin, N., dan Schweithelm, J. (2011): Oil Palm in Indonesia: Governance, decision making & implications for sustainable development - Summary for Policy Makers & Practitioners, 1–70.

Rizeei, H. M., Shafri, H. Z. M., Mohamoud, M. A., Pradhan, B., dan Kalantar, B. (2018): Oil palm counting and age estimation from WorldView-3 imagery and LiDAR data using an integrated OBIA height model and regression analysis, *Journal of Sensors*, **2018**.
<https://doi.org/10.1155/2018/2536327>

Schleicher, T., Hilbert, I., Manhart, A., Hennenberg, K., Ernah, Vidya, S., dan Fakhriya, I. I. (2019): Production of Palm Oil in Indonesia. Country-focused commodity analysis in the context of the Bio-Macht project, diperoleh melalui situs internet:
<https://www.oeko.de/fileadmin/oekodoc/BioMacht-palm-oil-report.pdf>, 64.

SI, S. I. (2021): Menko Airlangga: Kelapa Sawit Berkontribusi Bagi Pencapaian SDGs - Majalah Sawit Indonesia, , diperoleh 29 Mei 2021, melalui situs internet:
<https://sawitindonesia.com/menko-airlangga-kelapa-sawit-berkontribusi-bagi-pencapaian-sdgs/>.

-
- Sihombing, P. A. L., dan Ernah, E. (2018): Kajian Sosial Lingkungan Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Berdasarkan Ispo Di Ptpn Viii Tambaksari Subang Jawa Barat, *Agricore: Jurnal Agribisnis dan Sosial Ekonomi Pertanian Unpad*, **3**(2), 481–490. <https://doi.org/10.24198/agricore.v3i2.20665>
- Sitoms, J., Bidang, P., dan Daia, P. (2004): Pengembangan Model Estimasi umur Tanaman Sawit Dengan Menggunakan Data Landsat-Tm, *Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, **1**(1), 14–19.
- Sujadi, Supena, N., dan Pradiko, I. (2020): Mengenal Fenologi Bunga dan Buah Kelapa Sawit dengan Software FENOLOGI v1.9, *PPKS Note*, Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS), diperoleh melalui situs internet: <https://www.iopri.org/ppks-note/>, 1.
- Suprianto, E., Arrasyid, M. ., dan Siregar, H. . (2016): Kelapa Sawit Era Kolonial dan Pasca Kemerdekaan, , diperoleh 29 Mei 2021, melalui situs internet: <https://www.iopri.org/kelapa-sawit-era-kolonial/>.
- Tan, K. P., Kanniah, K. D., dan Cracknell, A. P. (2012): A review of remote sensing based productivity models and their suitability for studying oil palm productivity in tropical regions, *Progress in Physical Geography*, **36**(5), 655–679. <https://doi.org/10.1177/0309133312452187>
- Tan, K. P., Kanniah, K. D., dan Cracknell, A. P. (2013): Use of UK-
-

DMC 2 and ALOS PALSAR for studying the age of oil palm trees in southern peninsular Malaysia, *International Journal of Remote Sensing*, **34**(20), 7424–7446. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.822601>

Taylor and Francis Group (28 Mei 2017): Remote sensing technologies key to the future of the oil palm industry, *ScienceDaily*, diperoleh melalui situs internet: <https://www.sciencedaily.com/releases/2017/06/170628095834.htm>, hal. 7–10.

Teng, K. C., Koay, J. Y., Tey, S. H., Lim, K. S., Ewe, H. T., dan Chuah, H. T. (2015): A dense medium microwave backscattering model for the remote sensing of oil palm, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **53**(6), 3250–3259. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2372796>

The Recent Development of The Indonesian Palm Oil Industry | Indonesian Palm Oil Association (GAPKI IPOA). (n.d.): .

Thenkabail, P. S., Stucky, N., Griscom, B. W., Ashton, M. S., Diels, J., Van der Meer, B., dan Enclona, E. (2004): Biomass estimations and carbon stock calculations in the oil palm plantations of African derived savannas using IKONOS data, *International Journal of Remote Sensing*, **25**(23), 5447–5472. <https://doi.org/10.1080/01431160412331291279>

Lubis, Adlin U. (1992). *Kelapa sawit (elaeis guineensis jacq.) di Indonesia* / Adlin U. Lubis. Pematang Siantar :: Pusat

Penelitian Perkebunan MARIHAT - Bandar Kuala,

LAMPIRAN 4
BUKU/DOKUMEN PROSEDUR PEMBANGUNAN
MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT BERBASIS
PENGINDRAAN JAUH
(Submit ISBN)

ISBN No.

PROSEDUR PEMBANGUNAN MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT BERBASIS PENGINDRAAN JAUH



Institut Teknologi Nasional

www.itenas.ac.id

Oleh :

Dr. Soni Darmawan, dkk.



it's
good
start

PROSEDUR PEMBANGUNAN MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT
BERBASIS PENGINDRAAN JAUH

Penyusun:

1. Soni Darmawan
2. Ita Carolita
3. Agustan
4. Dede Dirgahayu
5. Widya Suyadini
6. Rika Hernawati
7. Dhimas Wiratmoko

Editor:

1. Ita Carolita
2. Dede Dirgahayu

Desain Sampul dan Isi:

1. Rika Hernawati
2. Della Meiralarasari

Cetakan I, 2021

ISBN:

Diterbitkan Oleh: Institut Teknologi Nasional Bandung
Jl. PKH Mustofa no 23, Bandung, Jawa Barat, Indonesia. 40124.

Kata Pengantar

Indonesia merupakan penghasil minyak kelapa sawit terbesar di dunia yang saat ini arah pengembangan perkebunan kelapa sawit nasional adalah peningkatan produktivitas sawit. Fenologi sawit merupakan parameter kunci utama dalam perhitungan produktivitas. Buku ini berupa prosedur pembangunan model fenologi kelapa sawit berbasis teknologi penginderaan jauh. Sebelum membahas prosedur pembangunan model fenologi, terlebih dahulu buku ini membahas state of the art pembangunan model kelapa sawit di Indonesia dan dunia yang dilanjutkan dengan pengolahan citra untuk pembangunan model fenologi kelapa sawit diantaranya ; pemilihan data penginderaan jauh, pra pengolahan, penentuan training sample, penentuan model fenologi dan validasi.

Penyusun banyak mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang terlibat dalam penyelesaian buku ini, dan mohon maaf bila ternyata masih banyak kekurangan yang ditemui.

Semoga Allah SWT membalas amal kebaikan kita semua, Aamiin.

Bandung, Juni 2021

Penyusun

Daftar Isi

Kata Pengantar	ii
Daftar Isi	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
BAB I. Pendahuluan	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Maksud dan Tujuan	4
1.3 Ruang Lingkup	5
BAB II. STATE-OF-THE ART MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT ..	6
BAB III. PENGOLAHAN CITRA	16
3.1 Pemilihan Data Pengindraan Jauh	16
3.2 Pra-Processing Citra Satelit	17
3.2.1 Citra Satelit Landsat	17
3.2.2 Citra Satelit ALOS PALSAR	20
3.2.3 Citra Satelit Sentinel-1A	23
3.3 Penentuan Training Sampel	24
3.4 Penentuan Model Fenologi	25
3.4.1 Model Fenologi Data Landsat	28
3.4.2 Model Fenologi Data ALOS PALSAR 2	30

3.4.3 Model Fenologi Data Sentinel-1A.....	31
3.5 Validasi	37
BAB IV. KESIMPULAN.....	40
DAFTAR PUSTAKA.....	42

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Visualisasi Hasil NDVI untuk lokasi Asahan, Sumatera Utara	20
Gambar 3.2 Citra ALOS PALSAR 2 polarisasi (a) HH dan (b) HV	21
Gambar 3.3 Citra Sentinel-1A untuk daerah Asahan, Sumatera Utara.	24
Gambar 3.4 Training sampel blok tahun tanam kelapa sawit untuk perkebunan di Asahan, Sumatera Utara.	25
Gambar 3.5 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1	28
Gambar 3.6 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3	28
Gambar 3.7 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N	29
Gambar 3.8 ALOS PALSAR 2 polarisasi HH	31
Gambar 3.9 ALOS PALSAR 2 Polarisasi HV	31
Gambar 3.10 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VV	32
Gambar 3.11 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VH	32
Gambar 3.12 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VV	33
Gambar 3.13 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VH	34
Gambar 3.14 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VV	35
Gambar 3.15 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VH	36

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbedaan Karakteristik Tanah Gambut dan Mineral ...	13
Tabel 2.2 Kriteria kesesuaian lahan untuk kelapa sawit pada tanah mineral (sumber: Lubis, 2008)	14
Tabel 2.3 Kriteria kesesuaian lahan untuk kelapa sawit pada tanah gambut (sumber : Lubis, 2008)	15
Tabel 2.4 Klasifikasi kesesuaian lahan untuk tanaman kelapa sawit (sumber : Lubis, 2008).....	15
Tabel 3.1 Hasil Uji Akurasi pada Perkebunan Kelapa Sawit di Asahan, Sumatera Utara.....	39

BAB I. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Perkebunan kelapa sawit di Indonesia merupakan penghasil devisa terbesar, namun menurut Kementerian Pertanian Republik Indonesia (2019) hasil devisa yang diperoleh pada tahun 2019 mengalami penurunan hampir 12%, dimana penerimaan devisa ditahun 2018 mencapai US\$ 18,31 milyar sedangkan di tahun 2019 hanya mencapai US\$ 16,04 milyar. Hal tersebut menurut Direktorat Jenderal Perkebunan Kementrian Pertanian faktor utamanya adalah menurunnya produktivitas kelapa sawit dikarenakan banyaknya kelapa sawit tua dan terserang penyakit. Oleh karena itu, diperlukan peremajaan kelapa sawit untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional dan merujuk pada Instruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan Tahun 2019-2024 dimana salah satu aksinya untuk meningkatkan kembali produktivitas sawit nasional adalah melalui penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur.

Penguatan data, penguatan koordinasi, dan infrastruktur sangat diperlukan dalam manajemen perkebunan kelapa sawit yang merujuk pada kebijakan satu data. Sesuai dengan Peraturan Presiden Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2019, Satu Data Indonesia adalah kebijakan tata kelola data pemerintah untuk menghasilkan data yang akurat, mutakhir, terpadu, dan dapat dipertanggungjawabkan, serta mudah diakses dan dibagi

pakaikan antar instansi pusat dan daerah melalui pemenuhan standar data, metadata, interoperabilitas data, dan menggunakan kode referensi dan data induk.

Saat ini penguatan data merujuk pada penyelenggaraan informasi geospasial tematik (IGT) tutupan lahan perkebunan kelapa sawit yang dituangkan berdasarkan Keputusan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor 833/KPTS/SR.020/M/12/2019, tentang penetapan luas tutupan kelapa sawit Indonesia tahun 2019, yaitu seluas 16.381.959 ha dengan sebaran lokasi spasial di seluruh wilayah Indonesia. Kepmen tersebut mewajibkan data tematik lainnya berdasarkan kepemilikan perkebunan rakyat (PR), perkebunan besar negara (PBN), dan perkebunan besar swasta (PBS); umur tanaman (tanaman belum menghasilkan/TBM, tanaman menghasilkan/TM, dan tanaman tidak menghasilkan/ tanaman rusak/TR), serta tumpang tindih dengan kawasan hutan.

Kesenjangan yang terjadi saat ini adalah pelaksanaan kebijakan kepmen tersebut hanya terfokus pada wilayah luas area perkebunan, sedangkan penguatan data kepemilikan perkebunan rakyat (PR), perkebunan besar negara (PBN), dan perkebunan besar swasta (PBS); umur tanaman (tanaman belum menghasilkan/TBM, tanaman menghasilkan/TM, dan tanaman tidak menghasilkan/ tanaman rusak/TR), tumpang tindih dengan kawasan hutan serta kesesuaian lahan perkebunan kelapa sawit dengan skala detail belum terselesaikan.

Pembangunan dan penyebaran informasi tutupan lahan telah diamanatkan dalam UU No. 4/2011 tentang Informasi Geospasial. Undang-undang ini dibentuk untuk menjamin ketersediaan dan akses informasi geospasial dan mendorong penggunaan informasi geospasial dalam kegiatan pemerintahan dan kehidupan sehari-hari masyarakat. Dalam pelaksanaannya perguruan tinggi merupakan salah satu mitra dalam penyelenggaraan Infrastruktur Data Spasial Nasional (IDSN) yang mendukung implementasi UU No. 4/2011. Selain itu UU No. 21/2013 tentang Keantariksaan mengamankan LAPAN untuk membuat standar dan prosedur dalam pengolahan data citra satelit termasuk untuk perkebunan kelapa sawit.

Salah satu teknologi yang menjanjikan untuk memenuhi informasi geospasial berkaitan dengan kelapa sawit adalah teknologi Penginderaan jauh. Teknologi penginderaan jauh telah banyak diterapkan di sektor pertanian dan kehutanan. Teknologi ini memberikan solusi yang tepat, terjangkau dan efisien untuk perencanaan, pemantauan, dan pengelolaan pertanian dan kehutanan. Menurut Henderson dan Lewis (2008), meskipun sensor optik dari spektrum elektromagnetik telah banyak digunakan dan memberikan manfaat yang besar. namun banyak juga upaya penggunaan sensor radar. Sensor gelombang radar menjadi pilihan yang menjanjikan dalam aplikasi penginderaan jauh karena penetrasi terhadap awan, kemampuan dalam memperoleh data dalam segala kondisi cuaca siang dan malam hal ini sulit dilakukan bila menggunakan sensor optis. Oleh karena itu sensor radar sangat cocok digunakan di iklim tropis seperti Indonesia yang hampir sepanjang bulannya tertutup awan.

Usia kelapa sawit merupakan parameter utama dalam pendugaan hasil. Usia kelapa sawit adalah satu dari variabel signifikan yang mempengaruhi produksi buah tandan [Y. Basiron, 2020 dan Tan dkk., 2013]. Informasi umur kelapa sawit merupakan indikator prediksi hasil yang baik karena mempengaruhi kualitas dan kuantitas tandan buah segar [Chemura, 2015]. Selain itu, informasi usia adalah penting untuk pertanian presisi untuk mengenali anomali di antara kelapa sawit dalam kelompok usia tertentu untuk merencanakan praktik pengelolaan kontra aktif dan mengoptimalkan pengelolaan sumber daya [Tan dkk., 2013 dan Mc Morrow, 2010]. Dalam kasus lain, informasi usia kelapa sawit diperlukan untuk estimasi pajak, waktu penanaman kembali, dan identifikasi penyakit kelapa sawit [Carolita, 2019]. Organisasi atau manajemen perkebunan menyukai data yang berguna untuk memaksimalkan produksi kelapa sawit, salah satu manfaat penting yang mempengaruhi [Tan dkk., 2013]. Menurut Tan dkk. (2013), mengumpulkan informasi usia pada pohon kelapa sawit memakan waktu dan biaya, terutama dalam skala besar atau regional. Umur pertumbuhan kelapa sawit mempengaruhi fisik dan lingkungan perkebunan kelapa sawit diri. Menurut Tan dkk. (2013) dan Chemura dkk. (2015), tinggi dan ukuran tajuk kelapa sawit memiliki korelasi yang kuat dengan usia.

1.2 Maksud dan Tujuan

Maksud dan tujuan dari buku ini adalah menguraikan pembangunan model umur pertumbuhan perkebunan kelapa sawit berbasis citra satelit penginderaan jauh untuk tata kelola perkebunan kelapa sawit nasional berkelanjutan yang dapat

dijadikan acuan standar pemetaan dan monitoring perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

1.3 Ruang Lingkup

Buku ini fokus pada prosedur pembangunan model fenologi kelapa sawit berbasis pengindraan jauh. Pada Bab I berisikan latar belakang perlunya informasi fenologi kelapa sawit serta tujuan dan ruang lingkup. Bab II dibahas mengenai state of the art fenologi kelapa sawit serta model kelapa sawit berbasis kesesuaian lahan kelapa sawit. Bab III berisikan proses pembangunan model fenologi kelapa sawit mulai dari praprosesing, transformasi spektral, pembangunan model dan validasi. Di bagian akhir buku ini ditutup dengan Bab IV yang berisikan dengan kesimpulan dan trend penelitian selanjutnya.

BAB II. STATE-OF-THE ART MODEL FENOLOGI KELAPA SAWIT

Pengetahuan fenologi kelapa sawit sangat penting untuk pengelolaan perkebunan kelapa sawit. Fenologi sangat penting untuk informasi pohon yang akurat untuk tujuan ilmiah dan praktis karena berdampak pada produktivitas kelapa sawit.

Penginderaan jauh teknologi satelit menggunakan sensor optis dan radar telah berhasil digunakan dalam berbagai aplikasi yang terkait dengan studi sumber daya bumi dan pemantauan lingkungan. Beberapa manfaat dari teknik ini adalah efektivitas biaya, cakupan luas, akuisisi data dekat waktu nyata dan kemampuan perekaman berulang dengan waktu reguler. Penginderaan jauh memiliki potensi signifikan untuk membantu pemantauan kelapa sawit dan prediksi potensi perkebunan kelapa sawit. Menurut beberapa penelitian yang telah dilakukan di bidang pertanian dan perkebunan, teknologi penginderaan jauh mampu memberikan perkiraan hasil yang akurat dari penurunan hubungan antara karakter spektral dan indeks vegetasi dalam bentuk penutup kanopi dengan memanfaatkan pantulan gelombang visual merah, hijau, panjang gelombang biru dan inframerah.

Penginderaan jauh berpotensi mendukung secara signifikan dalam pemantauan kelapa sawit dan prediksi potensi perkebunan kelapa sawit (Darmawan dkk., 2021). Beberapa penelitian di bidang pertanian dan perkebunan, khususnya di perkebunan kelapa

sawit, menunjukkan bahwa teknologi pengindraan jauh mampu memberikan perkiraan kinerja yang akurat dari pembuatan hubungan antara karakteristik spektral dan indeks vegetasi berupa tutupan tajuk dengan menggunakan pantulan visual (Darmawan dkk., 2018).

Berbagai penelitian telah dilakukan dengan menggunakan pendekatan pengindraan jauh untuk memperkirakan umur kelapa sawit, yang dapat dikelompokkan menjadi dua kategori utama, yaitu model transfer radiasi dan model regresi statistik berdasarkan *machine learning* atau disebut sebagai *machine learning* statistik (Holloway dan Mengersen, 2018). Metode yang paling umum untuk memperkirakan fenologi adalah analisis regresi (Czernecki dkk., 2018).

Analisis regresi atau teknik statistik lainnya digunakan untuk menentukan korelasi atau hubungan antara dua variabel informasi (McMorrow, 2001). Penggunaan model regresi bertujuan untuk memahami bagaimana perubahan nilai prediktor dikaitkan dengan perubahan rata-rata perespons. Ada berbagai metodologi regresi berdasarkan jenis variabel respon, yaitu jenis model yang diperlukan untuk memberikan kecocokan yang memadai untuk data, dan metode estimasi seperti linier, linier berganda, dan non-linier (Rawlings dkk., 1990). Model regresi yang paling umum digunakan adalah linier sederhana dan linier berganda. Analisis regresi nonlinier biasanya digunakan untuk kumpulan data yang lebih rumit di mana variabel dependen dan independen menunjukkan hubungan nonlinier. Ada tiga tujuan untuk menganalisis menggunakan regresi, diantaranya (Egwu Kalu, 2008):

1. Prediksi
2. Desain model
3. Penilaian parameter

Prosedur tersebut secara khusus digunakan untuk menganalisis hubungan antara fitur yang diekstraksi dan parameter biofisik yang diukur di lapangan (Darmawan dkk., 2021).

Dalam kasus fenologi kelapa sawit, banyak penelitian menghasilkan regresi linier dan non-linier, seperti Nordin dkk. (1996) menggunakan *The Airborne Synthetic Aperture Radar* (AIRSAR), Tan dkk. (2013), Avtar dkk. (2013), Darmawan dkk. (2016) dan Darmawan dkk. (2021) menggunakan ALOS PALSAR, hubungan antara umur dan parameter biofisik menunjukkan persamaan logaritma non-linier dengan $R^2 = 0,4$ sampai $0,8$. McMorow (2001) menggunakan Landsat dan Okarda dkk., (2018) menggunakan *Advanced Land Observing Satellite* (ALOS) (*Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar* (PALSAR), menunjukkan hubungan regresi linier antara usia dan persamaan indeks spektral dengan $R^2 = 0,7$. Di sisi lain, persamaan yang dihasilkan dari kuadrat non-linier dengan rata-rata $R^2 = 0,8$ menggunakan data optik dan SAR telah ditunjukkan oleh Tan dkk., (2013), Carolita dkk., (2017), Rizei dkk (2018), dan Darmawan dkk (2021) menggunakan Sentinel-1A.

Menggunakan Landsat TM, McMorow (1995) menemukan hubungan nonlinier negatif antara kecerahan Landsat TM dan umur kelapa sawit, yang menyiratkan bahwa semakin rendah nilai reflektansi maka semakin muda umur kelapa sawit. Penelitian Carolita (2017) menggunakan SPOT-6 menemukan bahwa

fluktuasi NDVI dapat menjelaskan perkembangan kelapa sawit dengan menggunakan model algoritma $y = -0,0004x^2 + 0,0107x + 0,3912$, dimana x adalah umur kelapa sawit dan Y adalah NDVI, dengan $R^2 = 0,657$. Jika dibandingkan dengan penggunaan citra Landsat 8 menggunakan metodologi analisis regresi, umur pohon kelapa sawit dapat dinilai dengan menggunakan indeks spektral NDVI dengan $R^2 = 0,85$. Selain itu, Chemura dkk. (2015) memperkirakan usia kelapa sawit di Ghana dengan menggabungkan data multispektral dari citra satelit resolusi tinggi WorldView-2 dengan pendekatan analitik regresi. Model usia kelapa sawit dapat dievaluasi dengan menggunakan hubungan antara usia dan *crown projection area* (CPA). Menurut temuannya, ada hubungan yang jelas antara usia dan CPA pada kelapa sawit di atas usia 13 tahun. Nordin (1996) menggunakan AIRSAR untuk melakukan korelasi dengan parameter biomassa. Penginderaan jauh radar dengan polarisasi yang berbeda (Horizontal (H) dan Vertikal (V)) digunakan untuk menguji umur kelapa sawit. Kedua investigasi yang menggunakan citra ALOS PALSAR menyimpulkan bahwa (1) HH secara statistik lebih terkait dengan usia kelapa sawit daripada HV, dan (2) nilai hamburan balik meningkat seiring usia karena peningkatan biomassa.

Shashikant dkk. (2012) menyelidiki hubungan antara backscatter radar dan data *aboveground biomass* (AGB) pada variasi umur menggunakan berbagai persamaan alometrik. Tan dkk. (2013) menggunakan pendekatan *gray-level co-occurrence matrix* (GLCM) pada data ALOS PALSAR-2 untuk menentukan umur tanaman kelapa sawit. Pohl dan Loong, (2016) menyelidiki penggunaan

interferometrik SAR (InSAR) dan membuat profil tinggi kelapa sawit pada tahun 2016. Data ini terbukti membantu dalam memetakan profil umur kelapa sawit. Mereka menggunakan model regresi linier untuk menentukan hubungan antara tinggi pohon dan umur kelapa sawit. Hubungan ini menghasilkan model empiris tinggi terhadap umur yang dapat digunakan untuk menghitung nilai umur dari ketinggian pohon kelapa sawit di Malaysia.

Hubungan antara umur dan hamburan balik pada tanah mineral dan lahan gambut berkorelasi kuat dengan HH, dan HV yang ditemukan oleh Okarda dkk., (2018). Selain itu, menurut Okarda, pentingnya hamburan balik dapat berguna untuk menganalisis tinggi dan umur pohon kelapa sawit. Carolita dkk., (2019) menghasilkan model regresi dengan nilai korelasi *backscatter* dari data SAR Sentinel-1A (band C-) dengan umur yang diperoleh dari data blok umur kelapa sawit. Pada data C-band, para peneliti menemukan bahwa piksel tutupan pohon dianggap kelapa sawit jika perbedaan VV-VH lebih besar dari 7,4 dB dan hamburan balik VH kurang dari -13 dB (Miettinen dkk., 2015), dan panjang gelombang C-band telah berhasil digunakan untuk memprediksi fenologi (Teng dkk., 2015). Darmawan dkk. (2021) menggunakan data SAR dengan X-, C-, dan L-band untuk menyelidiki potensi karakteristik fenologi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa yang paling potensial adalah C-band pada polarisasi VV dengan $R^2 = 0,85$.

Dalam pemodelan fenologi kelapa sawit berdasarkan model regresi tidak selalu mengikuti perilaku linier. Fenologi kelapa sawit biasanya memiliki tipe hubungan non-linier (Hilal dkk.,

2020). Teknik pembelajaran mesin non-linier adalah jenis pendekatan regresi yang sangat efisien yang telah berhasil digunakan dalam analisis parameter biofisik. Menurut Frost (2020) regresi non-linier juga membutuhkan variabel dependen kontinu, tetapi memberikan fleksibilitas yang lebih besar untuk menyesuaikan kurva daripada regresi linier. Menurut Chong dkk., (2017) karakteristik fisik pohon juga telah terbukti menjadi indikator yang berpotensi dapat diandalkan untuk estimasi umur kelapa sawit. Kebanyakan model non-linier memiliki satu variabel independen kontinu, tetapi dimungkinkan untuk memiliki lebih dari satu (Frost, 2020). Menurut (Ali dkk., 2015) teknik tersebut dapat mempelajari dan memperkirakan pemetaan non-linier yang rumit sekalipun menggunakan metode pembelajaran mesin yang canggih dan informasi yang terkandung dalam rangkaian sampel perbandingan dan jaringan syaraf tiruan/*Analisis Neural Network* (ANN) adalah salah satu teknik yang sering digunakan di untuk teknik pengambilan parameter biofisik dan telah banyak digunakan pada berbagai aplikasi (Ali dkk., 2015).

Dalam dekade terakhir, analisis menggunakan kecerdasan buatan/ *Artificial Intelligent* (AI) untuk mengidentifikasi tutupan lahan kelapa sawit sedang marak digunakan. Analisis AI ini termasuk pengklasifikasi *Machine Learning* yang telah hadir sebagai metode yang akurat dan telah diadopsi secara luas untuk klasifikasi karena akurasi dan kinerjanya yang lebih baik dibandingkan dengan Linear regression (Maxwell dkk., 2018).

Teknik machine learning statistik ini, juga dikenal sebagai teknik empiris, adalah keadaan di mana hubungan statistik dibuat antara spektral band atau frekuensi yang digunakan dan variabel yang

diukur (berbasis lapangan) tanpa harus menetapkan hubungan sebab akibat. Koneksi ini mungkin parametrik, semi-parametrik, atau nonparametrik (Holloway dan Mengersen, 2018). Yang termasuk regresi menggunakan *Machine Learning* (ML), diantaranya *Support Vector Regression* (SVR), *Random Forest* (RF), *Classification and Regression Tree* (CART), *Deep Learning*, *Artificial Neural Network* (ANN), dan algoritma ML lainnya. ML bertujuan untuk mendapatkan akurasi pengkelasan yang signifikan.

Untuk mengatasi masalah otomasi, studi yang lebih baru yaitu menggunakan *Deep Learning* (DL) dalam analisis perkebunan kelapa sawit terkomputerisasi. Misalnya, pendekatan DL diambil dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit (Descals dkk., 2021). *Convolutional neural network* (CNN) merupakan model DL yang banyak digunakan. Beberapa studi telah berhasil menggunakan DL untuk klasifikasi dan pembuatan model pertumbuhan kelapa sawit. Li dkk., (2017) mengusulkan penggunaan DL untuk mendeteksi fenologi pada tanaman. Mereka menggunakan data dari hitungan manual untuk melatih dan meningkatkan kinerja sistem CNN (Li dkk., 2017). Juga Mubin dkk., (2019) menggunakan CNN untuk memisahkan pohon kelapa sawit muda dan dewasa.

Studi terbaru mengungkapkan ANN pada studi kelapa sawit, Hilal dkk. (2020) menunjukkan bahwa ANN adalah instrumen pemodelan signifikan yang memiliki potensi hebat untuk model prediksi optimasi dengan presisi tinggi di banyak bidang studi. Semua model regresi dapat meningkatkan koefisien determinasi (R^2) yang lebih tinggi dari hubungan sedang (0,4) menjadi kuat (0,9). Selanjutnya, semua teknik *machine learning* tidak selalu

menghasilkan presisi tinggi karena hasil yang baik bergantung pada pengaturan model pembelajaran mesin, sampel pelatihan, dan parameter input (Talukdar dkk., 2020).

Kesesuaian lahan erat kaitannya dengan potensi perkebunan kelapa sawit. Hal ini dikarenakan kesesuaian lahan ini dapat memprediksi plasma mana yang mampu berproduksi secara optimum dan berkelanjutan, sehingga dapat membantu pembangunan kebun baru maupun peremajaan (*re-planting*). Untuk dapat mengetahui dimana kesesuaian lahan yang tepat maka perlu dilakukan penelusuran kegiatan karakterisasi lahan mineral dan lahan gambut serta melakukan evaluasi kesesuaian lahannya untuk peremajaan tanaman yang sudah tidak produktif diperkebunan kelapa sawit dalam beberapa waktu terakhir (Firmansyah, 2017).

Kriteria bagi tanaman kelapa sawit mengacu pada dua jenis lahan menurut Buana, (2003). Lahan tersebut adalah lahan dengan tanah mineral dan lahan dengan tanah gambut.

Tabel 2.1 Perbedaan Karakteristik Tanah Gambut dan Mineral

Aspek	Tanah Gambut	Tanah Mineral
Kandungan C Organik	18 – 60%	0,5 – 6 %
Struktur	- Tidak berstruktur. - Tidak membentuk bongkahan.	- Tergantung sebaran tekstur. - Struktur terdiri dari lepas. - Berbentuk bongkahan dan massif.
Berat Isi	0,03 – 0,3 gr /cm ³	0,6 – 1,5 gr /cm ³
Sebaran karbon di dalam profil	- Tersebar diseluruh lapisan profil, dari lapisan permukaan sampai lapisan	- Umumnya terkonsentrasi pada lapisan 0 – 30 cm.

dasar tanah mineral.

Sumber: (Buana, 2003)

Klasifikasi kesesuaian lahan untuk tanaman kelapa sawit yang disusun oleh Pusat Penelitian Kelapa Sawit (Lubis, 2008) adalah disajikan pada Tabel 2.2, 2.3, dan 2.4. berikut :

Tabel 2.2 Kriteria kesesuaian lahan untuk kelapa sawit pada tanah mineral (sumber: Lubis, 2008)

No.	Karakteristik lahan	Simbol	Intensitas Faktor Pembatas			
			Tanpa (0)	Ringan (1)	Sedang (2)	Berat (3)
1.	Curah hujan (mm)	h	1.750-3.000	1.750-1.500 >3.000	1.500-1.250	<1.250
2.	Bulan kering (bln)	k	<1	1 - 2	2 - 3	>3
3.	Ketinggian di atas permukaan laut (m)	l	0 - 200	200 - 300	300 - 400	>400
4.	Bentuk wilayah/kemiringan lereng (%)	w	Datar – berombak <8	Berombak – bergelombang 8 - 15	Bergelombang – berbukit 15 - 30	Berbukit – bergunung >30
5.	Batuan di permukaan dan di dalam tanah (%-volume)	b	<3	3 - 15	15 - 40	> 40
6.	Kedalaman efektif (cm)	s	>100	100 - 75	75 - 50	<50
7.	Tekstur tanah	t	Lempung berdebu; lempung liat berpasir; lempung liat berdebu; lempung berliat	Liat; liat berpasir; lempung berpasir; lempung	pasir berlempung; debu	liat berat; pasir
8.	Kelas drainase	d	baik; sedang	agak terhambat; agak cepat	cepat; terhambat	Sangat cepat; sangat terhambat; tergenang
9.	Kemasaman tanah (pH)	a	5,0-6,0	4,0-5,0 6,0-6,5	3,5-4,0 6,5-7,0	<3,5 >7,0

Tabel 2.3 Kriteria kesesuaian lahan untuk kelapa sawit pada tanah gambut (sumber : Lubis, 2008)

No.	Karakteristik lahan	Simbol	Intensitas Faktor Pembatas			
			Tanpa (0)	Ringan (1)	Sedang (2)	Berat (3)
1.	Curah hujan (mm)	h	1.750-3.000	1.750-1.500 >3.000	1.500-1.250	<1.250
2.	Bulan kering (bln)	k	<1	1 – 2	2 - 3	>3
3.	Ketinggian di atas permukaan laut (m)	l	0 - 200	200 – 300	300 - 400	>400
4.	Kandungan bahan kasar (%-vol)	b	<3	3 – 15	15 - 40	> 40
5.	Ketebalan gambut (cm)	s	0 - 60	60 – 150	150-300	>300
6.	Tingkat pelapukan gambut	t	Saprik	Hemosaprik; Saprohemik	Hemik; Fibrohemik; Hemofibrik	Fibrik
7.	Kelas drainase	d	-	-	Terhambat	Sangat terhambat; Tergenang
8.	Kemasaman tanah (pH)	a	5,0-6,0	4,0-5,0	3,5-4,0	<3,5

Tabel 2.4 Klasifikasi kesesuaian lahan untuk tanaman kelapa sawit (sumber : Lubis, 2008)

Kelas Kesesuaian Lahan	Kriteria
Kelas S1 (Sangat Sesuai)	Unit Lahan Yang Memiliki Tidak Lebih Dari Satu Pembatas Ringan (Optimal).
Kelas S2 (Sesuai)	Unit Lahan Yang Memiliki Lebih Dari Satu Pembatas Ringan Dan/Atau Tidak Memiliki Lebih Dari Satu Pembatas Sedang.
Kelas S3 (Agak Sesuai)	Unit Lahan Yang Memiliki Lebih Dari Satu Pembatas Sedang Dan/Atau Tidak Memiliki Lebih Dari Satu Pembatas Berat.
Kelas N1 (Tidak Sesuai Bersyarat)	Unit Lahan Yang Memiliki Dua Atau Lebih Pembatas Berat Yang Masih Dapat Diperbaiki.
Kelas N2 (Tidak Sesuai Permanen)	Unit Lahan Yang Memiliki Pembatas Berat Yang Tidak Dapat Diperbaiki.

BAB III. PENGOLAHAN CITRA

Secara umum, pengolahan citra satelit dirancang berdasarkan kebutuhan pengguna, resolusi spasial dari data penginderaan jauh yang dipilih, kompatibilitas dengan studi sebelumnya, pra-prosesing, algoritma model yang tersedia, dan batasan waktu. Kemudian pemilihan training sample yang digunakan biasanya dikumpulkan dari lapangan, atau dari foto udara dan citra satelit dengan resolusi spasial yang baik.

Pekerjaan pengolahan citra tersebut, tentunya harus dapat dilakukan secara informatif, lengkap, dan akurat (Jensen, 2014).

3.1 Pemilihan Data Penginderaan Jauh

Data penginderaan jauh, termasuk data sensor udara dan satelit sangat bervariasi pada pilihan resolusi spasial, radiometrik, spektral, dan temporal. Memahami kelebihan dan kekurangan berbagai jenis data sensor sangat penting untuk pemilihan data penginderaan jauh yang sesuai untuk model fenologi ini. Skala, resolusi citra, dan kebutuhan pengguna adalah faktor terpenting yang mempengaruhi pemilihan data penginderaan jauh. Kebutuhan pengguna menentukan sifat model dan seberapa luas wilayah studi yang akan dikaji, sehingga dapat memilih resolusi spasial yang sesuai (Lu dan Weng, 2007).

Kemudian faktor penting lainnya yang mempengaruhi pemilihan data sensor adalah kondisi atmosfer. Kondisi berawan yang sering

terjadi di daerah tropis yang lembab seringkali menjadi kendala untuk mendapatkan data sensor optik yang berkualitas tinggi. Oleh karena itu, berbagai jenis data radar berfungsi sebagai sumber data tambahan yang penting. Karena berbagai sumber data sensor sekarang sudah tersedia, untuk analisis citra pastinya memiliki lebih banyak pilihan data penginderaan jauh yang sesuai untuk studi tertentu. Kombinasi data multisensor dengan berbagai karakteristik citra biasanya bermanfaat untuk penelitian (Sarzynski dkk., 2020). Dalam situasi ini, kondisi ekonomi seringkali menjadi faktor penting yang mempengaruhi pemilihan data penginderaan jauh dan waktu, serta sumber daya yang dapat digunakan untuk prosedur model algoritma, sehingga nantinya akan mempengaruhi kualitas hasil model (Lu dan Weng, 2007).

3.2 Pra-Processing Citra Satelit

Pra-pemrosesan citra dapat mencakup deteksi dan pemulihan garis buruk, rektifikasi geometrik atau registrasi citra, kalibrasi radiometrik dan koreksi atmosfer, dan koreksi topografi (Lu dan Weng, 2007).

3.2.1 Citra Satelit Landsat

Pada penelitian ini digunakan data Landsat 8 sebagai data utama untuk melakukan proses atau pembuatan model fenologi kelapa sawit. *Landsat Data Continuity Mission* (LDCM) atau dikenal juga dengan nama Landsat 8 merupakan satelit generasi terbaru dari Program Landsat. Satelit Landsat 8 yang direncanakan mempunyai durasi misi selama 5 – 10 tahun ini, dilengkapi dua sensor yang merupakan hasil pengembangan dari sensor yang terdapat pada satelit-satelit pada Program Landsat sebelumnya.

Kedua sensor tersebut, yaitu *Sensor Operational Land Manager* (OLI) yang terdiri dari 9 band serta *Thermal InfraRed Sensors* (TIRS) yang terdiri dari 2 band.

Untuk pre-processing citra satelit landsat, terlebih dahulu citra dilakukan koreksi geometrik, dimana koreksi geometrik adalah proses pemodelan hubungan antara pencitraan dan sistem koordinat tanah (Jensen, 2014). Data citra dikoreksi ke sistem koordinat Universal Transverse Mercator (UTM) North dengan Zone sesuai lokasi atau bisa juga kedalam sistem proyeksi geografis dan datum WGS 84. Kesalahan *Root Mean Square* (RMS) untuk setiap hasil transformasi gambar adalah maksimal 0,5, yang artinya citra tersebut akurat hingga satu piksel (Jensen, 2014).

Kemudian melakukan koreksi radiometrik. Data koreksi radiometrik penginderaan jauh sering digunakan untuk mengurangi inkonsistensi yang dapat mempengaruhi pengukuran, analisis, dan interpretasi data citra (Al-doski dkk., 2013). Data Landsat terlebih dahulu ditransformasikan dari *digital number* (DN) menjadi nilai reflektansi. Penyesuaian *top of atmospheric* (ToA), termasuk refleksi ToA dan koreksi matahari, digunakan untuk mengoreksi data Landsat secara radiometrik (Hernawati dan Darmawan, 2018).

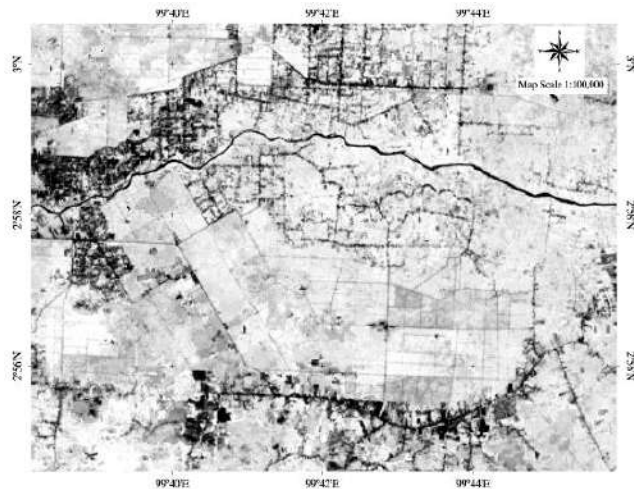
Perhitungan *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) dapat dilakukan dengan cepat. Selain itu, NDVI sering digunakan di beberapa studi untuk memantau kekeringan, memperkirakan produksi pertanian, membantu memprediksi zona kebakaran, dan lainnya. Aplikasi pertanian, seperti pemantauan tanaman dapat mengintegrasikan NDVI untuk memfasilitasi pemantauan

tanaman dan memberikan presisi pada aplikasi pupuk dan irigasi, di antara aktivitas pengolahan lapangan lainnya, pada tahap pertumbuhan tertentu. NDVI lebih diminati untuk pemantauan vegetasi secara global karena membantu mengkompensasi perubahan kondisi pencahayaan, kemiringan permukaan, exposure, dan faktor eksternal lainnya.

NDVI adalah fungsi dari dua band. Band merah dan band inframerah-dekat, yang dapat diperkirakan menggunakan persamaan (1) di bawah ini (Crippen, 1990):

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \quad (1)$$

Dimana ρ_{NIR} merupakan refleksi dalam spektrum infra merah dekat dan ρ_{RED} merupakan refleksi dalam rentang spektrum merah (Crippen, 1990). Indeks ini mendefinisikan nilai dari -1,0 hingga 1,0, pada dasarnya mewakili hijau daun, di mana nilai negatif mewakili dari awan, air, dan salju, dan nilai yang mendekati nol mewakili dari bebatuan dan tanah kosong (Hernawati dan Darmawan, 2018). Nilai fungsi NDVI yang sangat kecil (0,1 atau kurang) sesuai dengan area kosong bebatuan, pasir, atau salju. Nilai sedang (dari 0,2 hingga 0,3) mewakili semak dan padang rumput, sedangkan nilai besar (dari 0,6 hingga 0,8) menunjukkan hutan beriklim sedang dan tropis. Pemantauan untuk panen telah berhasil menggunakan NDVI untuk menunjukkan bagian ladang yang memiliki vegetasi lebat, sedang, atau jarang pada kondisi tertentu (Crippen, 1990).



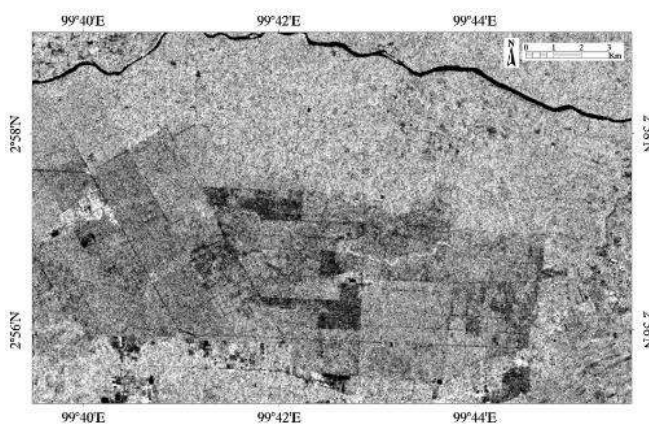
Gambar 3.1 Visualisasi Hasil NDVI untuk lokasi Asahan, Sumatera Utara

3.2.2 Citra Satelit ALOS PALSAR

Dalam pre-processing data radar, prosedur yang harus dilakukan adalah:

Speckle Filtering, merupakan masalah utama pada interpretasi pencitraan SAR dan klasifikasi adalah efek spekel yang disebabkan oleh interferensi koheren gelombang yang dipantulkan dari banyak pencar utama (Gebhardt dkk., 2012). Speckle muncul dalam pencitraan SAR sebagai derau granular karena gangguan gelombang yang dipantulkan dari banyak penghambur dasar (Lee dkk., 1994) Pemfilteran bintang adalah prosedur untuk meningkatkan kualitas gambar dengan mengurangi bintang. Filter Lee yang ditingkatkan dengan ukuran jendela 7×7 telah dipilih dalam penelitian ini untuk meminimalkan efek spekel pada gambar (Lee dkk., 1994; Omar

dkk., 2017), juga untuk menghilangkan noise di tepi dan area kontras tinggi tanpa kehilangan informasi (Amini dan Sri Sumantyo, 2011), karena penelitian sebelumnya menunjukkan pengurangan bintik pada data SAR menggunakan Filter Lee sebelum mengekstraksi nilai hamburan (Mohd Najib dkk., 2020). Menurut Lee dkk., (1994) Algoritma ini adalah algoritma terbaik untuk keperluan segmentasi tanaman.



Gambar 3.2 Citra ALOS PALSAR 2 polarisasi HH

Terrain Corecction, gambar yang diproses sebelumnya juga merupakan *terrain correction* untuk menghilangkan distorsi yang disebabkan oleh variasi topografi. Tujuan dari koreksi medan untuk pencitraan SAR adalah untuk meminimalkan efek geometri SAR (foreshortening, singgah, dan bayangan) terhadap citra radar (Najib dkk., 2020). Misi *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) digunakan sebagai *Digital Elevation Model* (DEM) untuk memberikan informasi ketinggian menggunakan *Corecction Terrain Range-Doppler* (Hu dkk., 2018).

Kalibrasi Radiometrik, yakni kalibrasi nilai hamburan diperlukan untuk perbandingan antar citra radar yang diperoleh dengan sensor berbeda atau citra yang diperoleh dengan sensor yang sama jika diperoleh dalam mode berbeda atau diproses dengan prosesor berbeda (Faller dan Weber, 2007). Kalibrasi radiometrik menghasilkan sigma nihil (σ°) Proses kalibrasi radiometrik untuk X-band terlebih dahulu menghitung kecerahan radar β° dB (beta nol, seperti yang terkandung dalam dB) yang diturunkan dari faktor kalibrasi khusus polarisasi kS (dalam persamaan (2)) dan diubah dari angka digital (DN) ke sigma (σ°) menggunakan persamaan (2) (Gebhardt dkk., 2012):

$$\beta^\circ_{dB} = 10 \times \log_{10}(K_S DN^2) \quad (2)$$

Kalibrasi radiometrik terakhir dilakukan dengan menghitung sigma (σ°) menggunakan (3):

$$\sigma^\circ = \beta^\circ_{dB} + \log_{10}(\sin \theta_{loc}) \quad (3)$$

dimana θ_{loc} , merupakan sudut datang citra lokal, yang didefinisikan untuk empat sisi posisi sudut, berdasarkan interpolasi 2D melintasi dimensi citra yang dilakukan. Metode interpolasi yang diterapkan didasarkan pada triangulasi data Delaunay menggunakan algoritma (Barber dkk., 1996) Kesimpulannya, citra insiden lokal memiliki dimensi yang sama dengan citra adegan dan menghasilkan informasi tentang sudut datang setiap piksel (Gebhardt dkk., 2012).

DN harus diubah menjadi hamburan (yaitu, sinyal radar yang dipantulkan) yang dikenali sebagai *Normalized Radar Cross Section* (NRCS) dan dinyatakan dalam σ° dalam desibel (dB) (Omar dkk., 2017). Konversi intensitas hamburan HH (DNHH) dan

HV (DNHV) menjadi NRCS (yaitu σ° HH dan σ° HV) [28, 51] didasarkan pada studi Shimada (Shimada, 2011) ditunjukkan dalam rumus (4) dan (5):

$$\sigma^\circ_{HH} \text{ (dB)} = 10 \times \log_{10}(DN_{HH}^2) - CF \quad (4)$$

$$\sigma^\circ_{HV} \text{ (dB)} = 10 \times \log_{10}(DN_{HV}^2) - CF \quad (5)$$

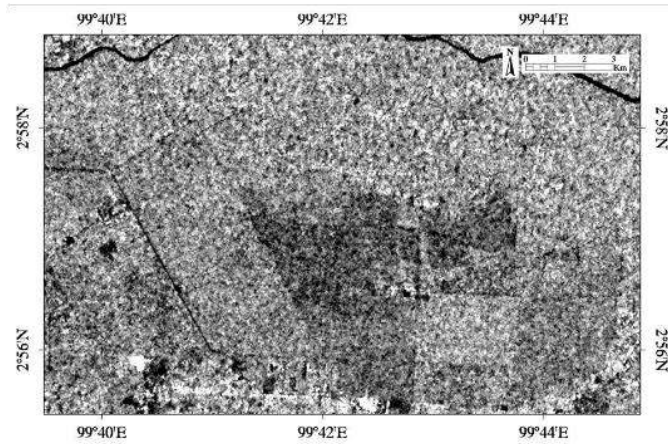
di mana σ° adalah koefisien hamburan dan CF adalah faktor kalibrasi. CF tergantung pada tanggal pemrosesan. Dalam penelitian ini, CF sama dengan -83.0 baik untuk HH dan HV (Darmawan dkk., 2016).

3.2.3 Citra Satelit Sentinel-1A

Sementara nilai hamburan C-band mengubah koefisien hamburan yang dikalibrasi gamma, produk C-band menggunakan tabel pencarian kalibrasi radiometrik (LUT) untuk melakukan kalibrasi (Kee dkk., 2018) Konversi penting dari amplitudo ke DN dan dari DN ke sigma nihil dilakukan secara otomatis pada *Sentinel Application Platform* (SNAP), dan setelah nilai nihil sigma diperoleh (Omar dkk., 2017) dan (Shimada, 2011), penghitungan hamburan (σ° dB) menggunakan rumus (6):

$$\sigma^\circ_{dB} = 10 \cdot \log_{10}[\gamma_i] \quad (6)$$

dimana γ_i adalah koefisien hamburan yang dikalibrasi gamma dari C-band (Kee dkk., 2018). L-band dibangun pada tipe data 16-bit, dan semua piksel memiliki *Digital Number* (DN) mulai dari 0 hingga 65.535 (Omar dkk., 2017).



Gambar 3.3 Citra Sentinel-1A untuk daerah Asahan, Sumatera Utara.

3.3 Penentuan Training Sampel

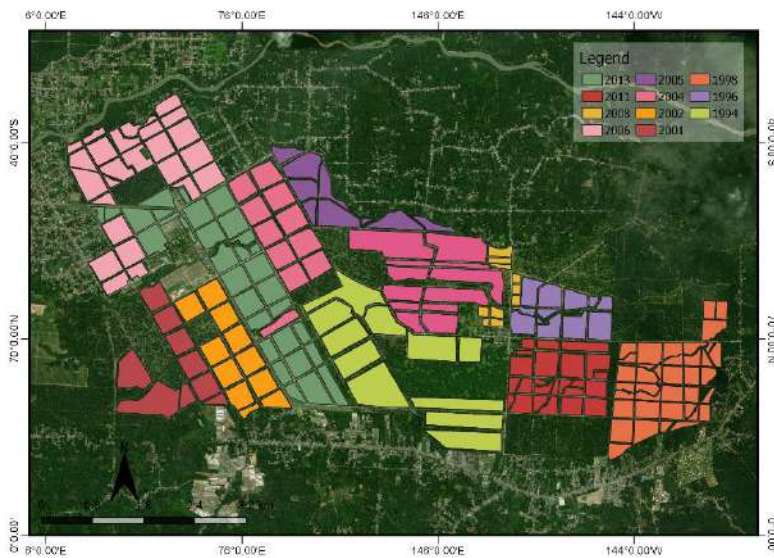
Dari citra yang telah dilakukan pra-prosesing selanjutnya dilakukan ekstraksi pengambilan sampel area atau sampel dari *region of interest* (ROI). Lalu pemilihan training sampel harus mempertimbangkan resolusi spasial dari data penginderaan jauh yang digunakan, ketersediaan data referensi lapangan, dan kompleksitas lanskap di wilayah studi (Lu dan Weng, 2007).

ROI dihitung untuk mengetahui karakteristik nilai spektral dengan umur tanaman sawit berupa nilai mean dan standar deviasi menggunakan algoritma sebagai berikut (persamaan (6) dan (7)) (Chan dkk., 1983):

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (6)$$

$$s^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (7)$$

di mana n adalah jumlah sampel yang diambil, x_i adalah nilai sampel, $\bar{x}$ adalah rata-rata sampel, dan s adalah simpangan baku.



Gambar 3.4 Training sampel blok tahun tanam kelapa sawit untuk perkebunan di Asahan, Sumatera Utara.

Pada penelitian ini, pengumpulan data lapangan dilakukan pada tahun 2020 yang mengumpulkan blok umur tanam kelapa sawit di wilayah studi (gambar 3.4). Di daerah penelitian ini, kami menggunakan 174 blok yang mewakili 11 varietas kelapa sawit yang berumur 0 sampai 25 tahun.

3.4 Penentuan Model Fenologi

Dalam menentukan model fenologi dilakukan analisis korelasi Pearson untuk melihat hubungan antara nilai spektral citra dengan umur. Dalam pembangunan model ini, nilai spektral citra dari areal kelapa sawit bergantung pada struktur dan kepadatan

pohon kelapa sawit, karena memiliki pola dan tekstur spektral citra yang berbeda (Darmawan dkk., 2016).

Metode regresi dapat diterapkan jika tujuannya adalah estimasi atau prediksi variabel respons berdasarkan sekumpulan kovariat. Ini mirip dengan metode klasifikasi, tetapi responnya berkelanjutan, bukan kategoris. Seperti metode klasifikasi, model regresi dikembangkan atau dilatih berdasarkan satu set variabel input yang responnya diketahui. Contoh regresi secara akurat memperkirakan atau memprediksi hasil panen berdasarkan variabel yang diekstraksi dari citra penginderaan jauh. Dalam hal ini, hasil panen adalah variabel kontinu, bukan kelas jenis tanaman yang dijelaskan (Holloway dan Mengersen, 2018).

Ada berbagai macam metode regresi, mulai dari regresi linier sederhana dan regresi logistik hingga metode populer saat ini, seperti jaringan saraf/ *Neural network*.

Misalnya, kategori metode *neural network* mencakup *artificial neural network*, *convolutional neural network*, dan *deep neural network* (Holloway dan Mengersen, 2018). Dari kategori tersebut, *convolutional neural network* dan *deep neural network* (*deep learning*) biasanya digunakan untuk aplikasi citra, seperti mengklasifikasikan citra satelit pada tingkat piksel untuk meningkatkan akurasi peta dan mengintegrasikan beberapa jenis data penginderaan jauh secara spektral untuk memantau perubahan permukaan tanah (Wang dkk., 2019) dan juga untuk memprediksi atau mengestimasi umur/ fenologi (Yalcin, 2018).

Hasil dari model estimasi umur ini dibangun dalam bentuk multi regresi dimana parameternya adalah rata-rata DN dari band

spektral dan Indeks spektral data Landsat. Setiap parameter akan diuji secara empiris apakah berkorelasi dengan umur tanaman (McMorrow, 2001). Parameter yang mempunyai korelasi tinggi akan dipilih. Proses selanjutnya adalah uji korelasi antara parameter untuk mengeliminir sifat multikolinearitas antar parameter. Jika terjadi korelasi yang tinggi antar parameter akan dipilih salah satu dengan melihat korelasi terbesar parameter tersebut secara langsung dengan umur tanaman. Pengujian dilakukan untuk mencari hubungan regresi umur tanaman sawit dengan masing masing parameter dalam bentuk linier dan non linier.

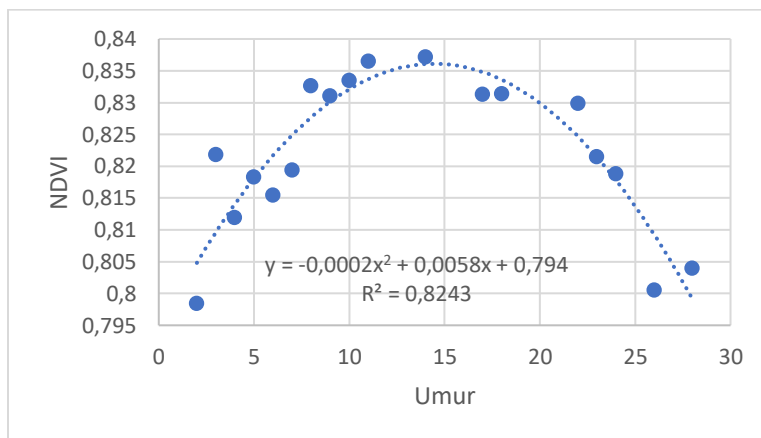
Metode Pearson mengasumsikan bahwa jika koefisiennya mirip dengan satu, itu menyiratkan korelasi yang kuat antara kedua variabel (Rawlings dkk., 1990).

$$\sqrt{R^2} = r = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{[\sum(X_i - \bar{X})^2 \sum(Y_i - \bar{Y})^2]^{1/2}} \quad (8)$$

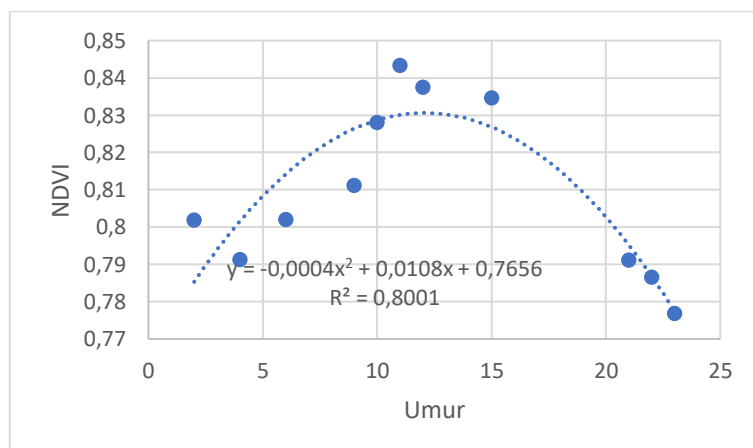
dimana $\bar{X}$ adalah *mean* dari variabel X dan $\bar{Y}$ adalah *mean* dari variabel Y . Dalam penelitian ini variabel pertama adalah umur kelapa sawit, dan variabel kedua adalah nilai spektral citra. Koefisien determinasi (R^2) merupakan indikasi model regresi (Rawlings dkk., 1990). Nilai R^2 akan menunjukkan persentase variasi sebagai variabel model regresi (Cohen, 1949). Beberapa metode telah diusulkan untuk menafsirkan koefisien korelasi menjadi deskriptor seperti hubungan "lemah," "sedang," atau "kuat" (Schober dan Schwarte, 2018).

3.4.1 Model Fenologi Data Landsat

Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S1 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,795-0,81; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,815-0,83, usia 10-15 dengan nilai NDVI 0,834-0,835; kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,83; lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,8. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0002x^2 + 0,0058x + 0,794$ dengan $R^2 = 0,8243$ (Gambar 3.5).

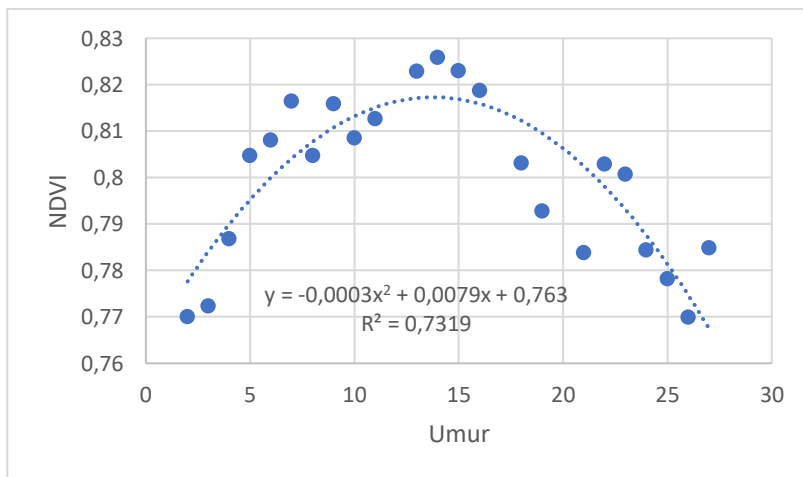


Gambar 3.5 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1



Gambar 3.6 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3

Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S3 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,795-0,8; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,81-0,83; usia 10-15 dengan nilai NDVI sekitar 0,84, kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,839, lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,79-0,78. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0004x^2 + 0,0108x + 0,7656$ dengan $R^2 = 0,8001$ (Gambar 3.6).



Gambar 3.7 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N

Model fenologi dengan menggunakan NDVI dengan kelas kesesuaian lahan S3 pada usia kelapa sawit 0-5 tahun nilai NDVI 0,77-0,79; pada usia 5-10 tahun sekitar 0,8-0,81; usia 10-15 dengan nilai NDVI sekitar 0,815-0,82; kemudian menurun di usia 15-20 sekitar 0,81, lalu usia 20-25 tahun sekitar 0,78-0,77. Model fenologi ini memiliki regresi polinomial $y = -0,0003x^2 + 0,0079x + 0,763$ dengan $R^2 = 0,7319$ (Gambar 3.7).

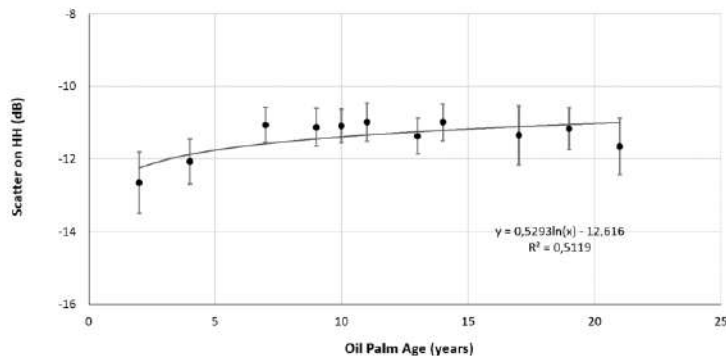
Menurut Carolita dkk., (2019), pada model fenologi menggunakan NDVI terjadi peningkatan di usia 10-15 tahun. Peningkatan ini disebabkan karena daun kelapa sawit semakin banyak dan rapat sehingga khorofilnya meningkat. Selanjutnya setelah bertambah umurnya setelah umur 15 tahun, maka nilai NDVI semakin menurun karena pada umur tersebut daun kelapa sawit mulai berkurang kehijauannya dan karena panjang daun (dari posisi tegak lurus dengan tanah) sudah menurun. Kemudian menurut (Chong dkk., 2017) dengan menggunakan sensor penginderaan jauh, peningkatan *Leaf Area Indeks* (LAI) pada kelapa sawit menunjukkan peningkatan proporsional dalam reflektifitas spektral atau NDVI selama tahap pertumbuhan awal, tetapi hanya sedikit atau tidak ada peningkatan setelah mencapai tutupan kanopinya rapat karena saturasi dari sensor. Selain itu, masih menurut Chong dkk, Indeks vegetasi seperti NDVI mampu mendeteksi biofisik kelapa sawit seperti tingkat klorofil, LAI, percabangan, dan lainnya.

3.4.2 Model Fenologi Data ALOS PALSAR 2

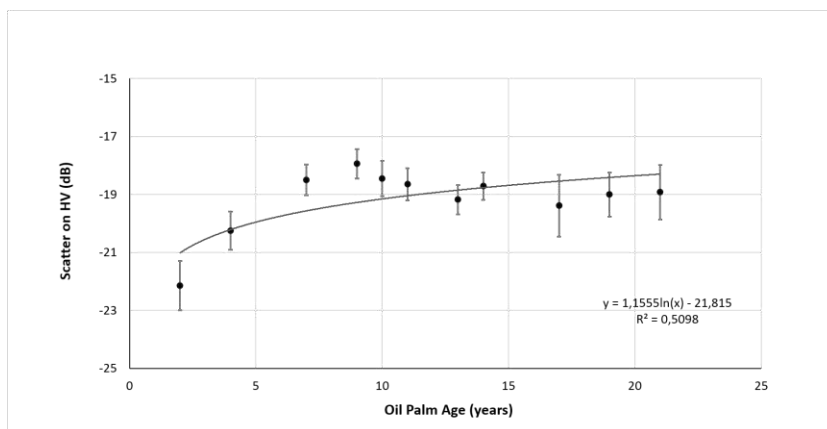
Untuk data ALOS PALSAR 2, model hamburan tanaman kelapa sawit berbasis L-band dengan polarisasi HH dan HV. Pada polarisasi HH, nilai dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -12,6 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -11 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -11,3 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -11,5 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -11,9 dB (Gambar 3.7). Model hamburan memiliki regresi logaritmik $y = 0,5293 \ln(x) - 12,616$ dengan R^2 adalah 0,51.

Pada polarisasi HV, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -22 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -18 dB, pada usia 10-15 tahun

sekitar -19 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -18,9 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -18,5 dB (Gambar 3.8). Model hamburan memiliki regresi logaritmik $y = 1,1555\ln(x) - 21,815$ dengan R^2 adalah 0,50.



Gambar 3.8 ALOS PALSAR 2 polarisasi HH

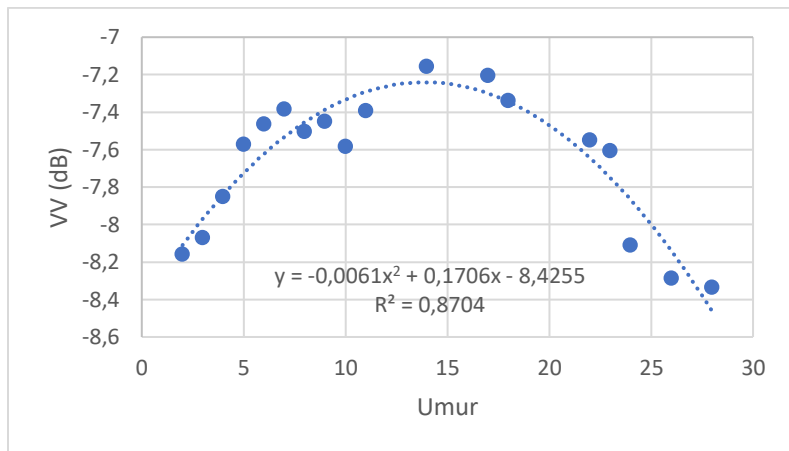


Gambar 3.9 ALOS PALSAR 2 Polarisasi HV

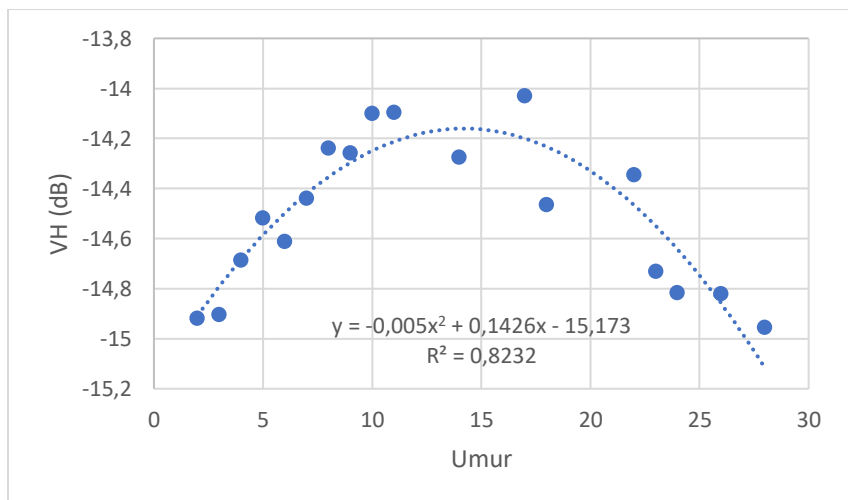
3.4.3 Model Fenologi Data Sentinel-1A

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan S1, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -8,2 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -

7,6 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7,2 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,4 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -8,2 dB (Gambar 3.10). Model hamburan memiliki regresi polinomial $y = -0,0061x^2 + 0,1706x - 8,4255$ dengan $R^2 = 0,8704$.

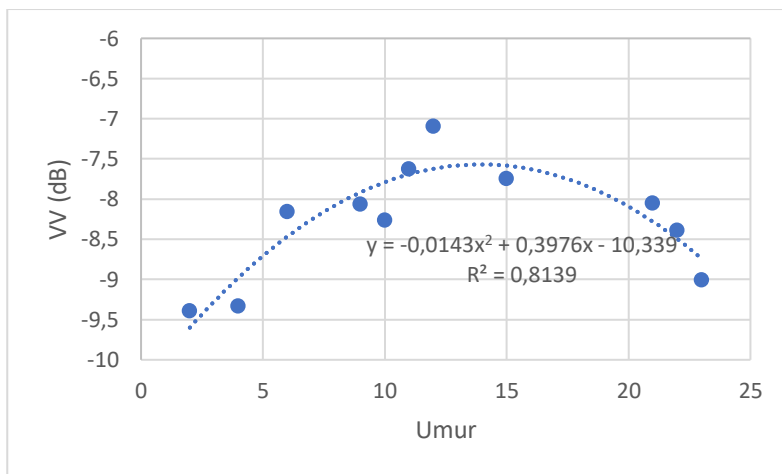


Gambar 3.10 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VV



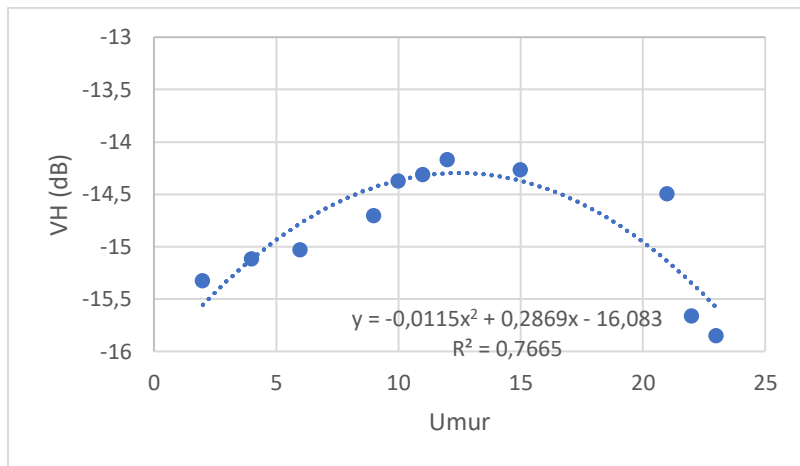
Gambar 3.11 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S1 polarisasi VH

Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan S1, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,45 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14,2 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,5 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -15 dB (Gambar 3.11). Model hamburan memiliki regresi polinomial $y = -0,005x^2 + 0,1426x - 15,173$ dengan $R^2 = 0,8232$.



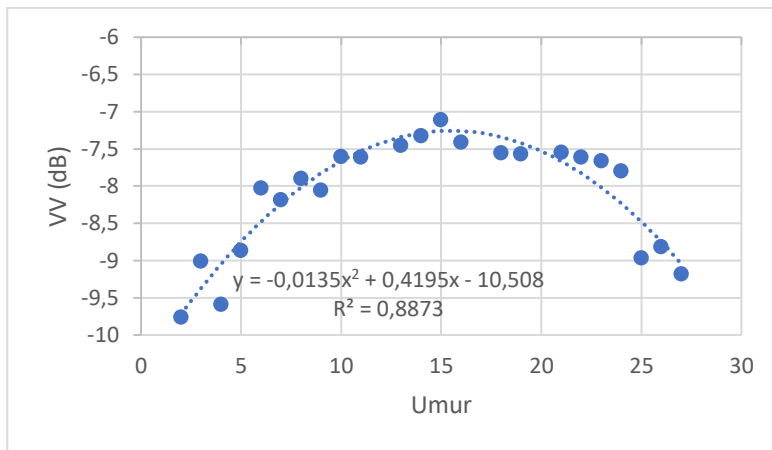
Gambar 3.12 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VV

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan S3, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -9,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -8 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,5 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -8,5 dB (Gambar 3.12). Model hamburan memiliki regresi polinomial $y = -0,0143x^2 + 0,3976x - 10,339$ dengan $R^2 = 0,8139$.



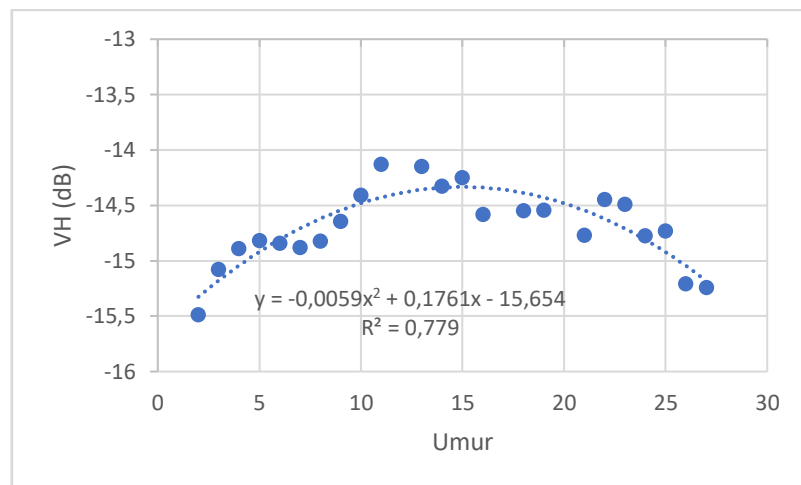
Gambar 3.13 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan S3 polarisasi VH

Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan S3, memiliki nilai pada usia 0-5 tahun sekitar -15,1 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,3 dB, dan pada usia 20-25 tahun sekitar -15,5 dB (Gambar 3.13). Model hamburan memiliki regresi polinomial $y = -0,0115x^2 + 0,2869x - 16,083$ dengan $R^2 = 0,7665$.



Gambar 3.14 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VV

Pada polarisasi VV dengan kesesuaian lahan N, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -10 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -8 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -7 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -7,5 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -9 dB (Gambar 3.14). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0135x^2 + 0,4195x - 10,508$ dengan $R^2 = 0,8873$.



Gambar 3.15 Model Fenologi untuk kelas kesesuaian lahan N polarisasi VH

Pada polarisasi VH dengan kesesuaian lahan N, nilainya dimulai pada usia 0-5 tahun sekitar -15,5 dB, pada usia 5-10 tahun sekitar -14,5 dB, pada usia 10-15 tahun sekitar -14,1 dB, pada usia 15-20 tahun sekitar -14,51 dB, dan pada usia 20-30 tahun sekitar -15,3 dB (Gambar 3.15). Model hamburan memiliki regresi polinomial polinomial $y = -0,0059x^2 + 0,1761x - 15,654$ dengan $R^2 = 0,779$.

Untuk data SAR ada dua kategori karakteristik yang signifikan untuk menentukan nilai hamburan SAR adalah sensor dan karakteristik target (Flores-Anderson dkk., 2019). Kategori sensor meliputi frekuensi/panjang gelombang SAR, polarisasi sinyal SAR yang ditransmisikan dan diterima, sudut datang berkas radar yang berinteraksi dengan tanah, dan posisi sensor mencari (Flores-Anderson dkk., 2019). Menurut Henderson dan Lewis, (2008) pengaruh karakteristik target bervariasi dengan (1) jenis vegetasi, (2) struktur tegakan, dan (3) komposisi tajuk. Karakteristik hamburan vegetasi hutan dipengaruhi oleh

ketebalan volume, kerapatan partikel komponen (atau hamburan), distribusi ukuran partikel komponen, distribusi bentuk partikel komponen, distribusi orientasi partikel komponen, dan sifat dielektrik. dari partikel komponen (Reiche dkk., 2018). Sangat penting untuk mengetahui polarisasi dari mana gambar SAR diperoleh karena sinyal pada polarisasi yang berbeda berinteraksi secara berbeda dengan objek di darat, yang mempengaruhi kecerahan radar yang direkam dalam saluran polarisasi tertentu (van der Sanden, 1997). Untuk mempermudah, diasumsikan bahwa pemandangan alam dapat digambarkan sebagai kombinasi dari tiga jenis penghambur: (1) penghambur permukaan kasar, (2) penghambur bouncing ganda, dan (3) penghambur volume (Arii dkk., 2010).

3.5 Validasi

Untuk memvalidasi dan mengevaluasi hasil model yang diterapkan maka diperlukan data sekunder seperti data lapangan untuk mengetahui keakuratan model tersebut. Evaluasi temuan klasifikasi merupakan langkah penting dalam operasi klasifikasi. Berbagai metodologi, mulai dari tinjauan kualitatif berdasarkan pengetahuan ahli hingga penilaian akurasi kuantitatif berdasarkan prosedur pengambilan sampel, dapat digunakan. Cihlar dkk. (1998) memberikan enam kriteria untuk mengevaluasi efektivitas metode klasifikasi: akurasi, pengulangan, *robustness*, kapasitas untuk sepenuhnya memanfaatkan isi informasi data, aplikasi yang sama, dan objektifitas (Lu dan Weng, 2007).

Sebelum melakukan evaluasi akurasi hasil model klasifikasi, perlu dipahami asal-usul kesalahan/error. Selain kesalahan dari

klasifikasi itu sendiri, sumber kesalahan lainnya, seperti kesalahan posisi akibat registrasi, kesalahan interpretasi, dan kualitas sampel pelatihan atau pengujian yang buruk, semuanya mempengaruhi akurasi klasifikasi. Dalam proses penilaian akurasi, umumnya diasumsikan bahwa perbedaan antara hasil model dan data referensi disebabkan oleh kesalahan klasifikasi (Stehman dan Czaplewski, 1998). Pendekatan matriks kesalahan adalah yang paling banyak digunakan dalam penilaian akurasi (Foody, 2002). Untuk menghasilkan matriks kesalahan dengan benar, kita harus mempertimbangkan faktor-faktor berikut: (1) pengumpulan data referensi, (2) skema klasifikasi, (3) skema sampling, (4) autokorelasi spasial, dan (5) ukuran sampel dan unit sampel (Congalton, 2001). Setelah pembuatan matriks kesalahan, elemen penilaian akurasi penting lainnya, seperti akurasi keseluruhan/*overall accuracy*, *omission error*, *commission error*, dan *kappa coefficient* dapat ditentukan (Congalton, 2001; Foody, 2004). Koefisien Kappa adalah ukuran kesepakatan statistik keseluruhan matriks kesalahan yang memperhitungkan faktor non-diagonal. Analisis Kappa secara luas diakui sebagai alat yang kuat untuk menganalisis matriks kesalahan tunggal dan mengevaluasi perbedaan antara matriks kesalahan yang berbeda (Congalton, 2001; Foody, 2002).

Tabel 3.1 Hasil Uji Akurasi pada Perkebunan Kelapa Sawit di Asahan, Sumatera Utara

Uji Akurasi			Total
Kelas Umur	Tahun tanam (ha)	Hasil model (ha)	
Sudah Menghasilkan	1455,45006	1141,075269	78%

BAB IV. KESIMPULAN

Produksi minyak sawit dunia meningkat pesat dalam 20 tahun terakhir, terutama di Indonesia dan Malaysia. Sebagai produsen terbesar, pengelolaan perkebunan kelapa sawit yang baik sangatlah penting, perluasan perkebunan juga harus terencana dengan baik, karena keberadaannya tidak boleh mempengaruhi lingkungan sekitar. Hal tersebut menyebabkan penanaman kelapa sawit menjadi hal yang tidak bisa dihindarkan karena didorong adanya permintaan nabati yang terus meningkat di dunia.

Khususnya Indonesia, sebagai Negara eksportir minyak sawit terbesar di dunia, sudah seharusnya terus melakukan peningkatan produksi dan melakukan ekspansi penanaman kelapa sawit. Manajemen yang baik pun perlu diupayakan untuk meningkatkan perekonomian Negara. Berbagai upaya penelitian perlu disalurkan dan dijembatani untuk meningkatkan kinerja industri dan mengurangi dampak negatif dari lingkungan yang disebabkan. Salah satunya adalah melalui estimasi model fenologis kelapa sawit.

Pengindraan jauh memainkan peranan penting dalam memantau dan estimasi fenologis kelapa sawit. Hal tersebut dapat dimanfaatkan untuk penilaian status lingkungan dan penilaian kondisi tanaman. Pastinya, hal tersebut bertujuan untuk mempersiapkan pertanian presisi, mengurangi biaya, dan meningkatkan produktivitas. Beberapa peneliti telah banyak

melakukan kajian mengenai aspek fenologi dan pertumbuhan pada pemodelan tanaman kelapa sawit.

Beberapa perusahaan perkebunan sawit juga bahkan sudah menggunakan teknologi tersebut. Hal tersebut dikarenakan penerapan pengindraan jauh untuk tanaman kelapa sawit sangat membantu perusahaan untuk memperoleh informasi yang berharga dan mahal namun dengan biaya yang relatif murah. Beberapa teknik telah diterapkan namun tidak dipublikasikan, sehingga desiminasi terkait teknik dan metode harus terus diberikan. Lebih baik lagi, integrasi antara pakar akademis dan industri sangat diperlukan untuk mkemajuan dan keuntungan bersama.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-doski, J., Mansor, S. B., Zulhaidi, H., dan Shafri, M. (2013): Image Classification in Remote Sensing, *3*(10), 141–148.
- Ali, I., Greifeneder, F., Stamenkovic, J., Neumann, M., dan Notarnicola, C. (2015): Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data, *Remote Sensing*, *7*(12), 16398–16421. <https://doi.org/10.3390/rs71215841>
- Amini, J., dan Sri Sumantyo, J. T. (2011): SAR and Optical Images for Forest Biomass Estimation, *Biomass - Detection, Production and Usage*, (January 2016). <https://doi.org/10.5772/18930>
- Arii, M., Van Zyl, J. J., dan Kim, Y. (2010): A general characterization for polarimetric scattering from vegetation canopies, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *48*(9), 3349–3357. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2046331>
- Avtar, R., Ishii, R., Kobayashi, H., Fadaei, H., Suzuki, R., dan Herath, S. (2013): Efficiency of multi-frequency, multi-polarized SAR data to monitor growth stages of oilpalm plants in Sarawak, Malaysia, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2137–2140. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723236>
- Barber, C. B., Dobkin, D. P., dan Huhdanpaa, H. (1996): The

- Quickhull Algorithm for Convex Hulls, *ACM Transactions on Mathematical Software*, **22**(4), 469–483.
<https://doi.org/10.1145/235815.235821>
- Buana, L. (2003): Kultur Teknis Kelapa sawit, penilaian kesesuaian lahan, disain kebun dan pembukaan lahan., *Modul M-100-203*, 1–9.
- Carolita, I., Darmawan, S., Permana, R., Dirgahayu, D., Wiratmoko, D., Kartika, T., dan Arifin, S. (2019): Comparison of Optic Landsat-8 and SAR Sentinel-1 in Oil Palm Monitoring, Case Study : Asahan, North Sumatera, Indonesia, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **280**(1).
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/280/1/012015>
- Carolita, Ita., Yudhatama, D., Dirgahayu, D., Darmawan, S., Hernawati, R., Noviar, H., Kartika, T., Dewi, E. K., Arifin, S., dan Silvia (2019): *INFORMASI SPASIAL TEMATIK KLASIFIKASI TANAMAN SAWIT BERDASARKAN UMUR* (1 ed.), Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh, LAPAN, Jakarta, 41.
- Carolita, Ita, Sitorus, J., Manalu, J., dan Wiratmoko, D. (2017): Growth Profile Analysis of Oil Palm By Using Spot 6 the Case of North Sumatra, *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, **12**(1), 21.
<https://doi.org/10.30536/ijreses.2015.v12.a2669>
- Chan, T. F., Golub, G. H., dan Leveque, R. J. (1983): Statistical computing: Algorithms for computing the sample variance: Analysis and recommendations, *American Statistician*.
<https://doi.org/10.1080/00031305.1983.10483115>
-

- Chong, K. L., Kanniah, K. D., Pohl, C., dan Tan, K. P. (2017): A review of remote sensing applications for oil palm studies, *Geo-Spatial Information Science*, **20**(2), 184–200. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1337317>
- Cohen, A. C. (1949): On Estimating the Mean and Standard Deviation of Truncated Normal Distributions, *Journal of the American Statistical Association*, **44**(248), 518–525. <https://doi.org/10.1080/01621459.1949.10483324>
- Congalton, R. G. (2001): Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information, *International Journal of Wildland Fire*, **10**(3–4), 321–328. <https://doi.org/10.1071/wf01031>
- Crippen, R. E. (1990): Calculating the vegetation index faster, *Remote Sensing of Environment*, **34**(1), 71–73. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(90\)90085-Z](https://doi.org/10.1016/0034-4257(90)90085-Z)
- Czernecki, B., Nowosad, J., dan Jabłońska, K. (2018): Machine learning modeling of plant phenology based on coupling satellite and gridded meteorological dataset, *International Journal of Biometeorology*, **62**(7), 1297–1309. <https://doi.org/10.1007/s00484-018-1534-2>
- Darmawan, S., Carolita, I., Hernawati, R., Dirgahayu, D., Agustan., Permadi, D. A., Sari, D. K., Suryadini, W., Wiratmoko, D., dan Kunto, Y. (2021): The Potential Scattering Model for Oil Palm Phenology Based on Spaceborne X-, C-, and L-Band Polarimetric SAR Imaging, *Journal of Sensors*, **2021**(6625774), 14. <https://doi.org/10.1155/2021/6625774>
-

- Darmawan, S., Naser, M., Carolita, I., dan Sari, D. K. (2018): State of The Art Remote Sensing Technology For Oil Palm Management In Indonesia, *Proceedings Asian Conference on Remote Sensing (ACRS) 2018, Kuala Lumpur, Malaysia*, **1**, 830–834.
- Darmawan, S., Takeuchi, W., Haryati, A., Najib, R. A. M., dan Na'Aim, M. (2016): An investigation of age and yield of fresh fruit bunches of oil palm based on ALOS PALSAR 2, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **37**(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/37/1/012037>
- Descals, A., Wich, S., Meijaard, E., Gaveau, D. L. A., Peedell, S., dan Szantoi, Z. (2021): High-resolution global map of smallholder and industrial closed-canopy oil palm plantations, *Earth System Science Data*, **13**(3), 1211–1231. <https://doi.org/10.5194/essd-13-1211-2021>
- Egwu Kalu, A. K. (2008): Introduction of Regression Analysis, diperoleh melalui situs internet: <http://numericalmethods.eng.usf.edu>, (1), 1–6.
- Faller, N., dan Weber, M. (2007): TerraSAR-X and TanDEM-X: Revolution in spaceborne radar, *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 4924–4928. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2007.4423966>
- Firmansyah, M. A. (2017): Karakterisasi, Kesesuaian Lahan dan Teknologi Kelapa Sawit Rakyat di Rawa Pasang Surut Kalimantan Tengah, *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, **14**(2), 97–105. <https://doi.org/10.25181/jppt.v14i2.147>

- Flores-Anderson, A. I., Herndon, K. E., Thapa, R. B., dan Cherrington, E. (2019): THE SAR Comprehensive Methodologies for Forest. <https://doi.org/10.25966/nr2c-s697>
- Foody, G. M. (2002): Status of land cover classification accuracy assessment, *Remote Sensing of Environment*, **80**(1), 185–201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Foody, G. M. (2004): Thematic map comparison: Evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **70**(5), 627–633. <https://doi.org/10.14358/PERS.70.5.627>
- Frost, J. (2020): *Regression Analysis: An Intuitive Guide for Using and Interpreting Linear Models*.
- Gebhardt, S., Huth, J., Nguyen, L. D., Roth, A., dan Kuenzer, C. (2012): A comparison of TerraSAR-X Quadpol backscattering with RapidEye multispectral vegetation indices over rice fields in the Mekong Delta, Vietnam, *International Journal of Remote Sensing*, **33**(24), 7644–7661. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.702233>
- Henderson, F. M., dan Lewis, A. J. (2008): Radar detection of wetland ecosystems: A review, *International Journal of Remote Sensing*, **29**(20), 5809–5835. <https://doi.org/10.1080/01431160801958405>
- Hernawati, R., dan Darmawan, S. (2018): Change detection analysis using NDVI in Bandung, Indonesia, *Proceedings - 39th Asian Conference on Remote Sensing: Remote Sensing*

- Enabling Prosperity, ACRS 2018*, **2**(October 2018), 1203–1210.
- Hilal, Y. Y., Yahya, A., Ismail, W. i W., dan Asha'ari, Z. H. (2020): Neural Networks Method in Predicting Oil Palm FFB Yields for the Peninsular States of Malaysia, *Journal of Oil Palm Research*, (February).
<https://doi.org/10.21894/jopr.2020.0105>
- Holloway, J., dan Mengersen, K. (2018): Statistical machine learning methods and remote sensing for sustainable development goals: A review, *Remote Sensing*, **10**(9).
<https://doi.org/10.3390/rs10091365>
- Hu, J., Ghamisi, P., dan Zhu, X. (2018): Feature Extraction and Selection of Sentinel-1 Dual-Pol Data for Global-Scale Local Climate Zone Classification, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, **7**(9), 379.
<https://doi.org/10.3390/ijgi7090379>
- Jensen, J. R. (2014): *Remote sensing of the environment: an earth resource perspective second edition*, Pearson Education Limited, Harlow, England, **1**, 333–378.
- Kee, Y. W., Shariff, A. R. M., Sood, A. M., dan Nordin, L. (2018): Application of SAR data for oil palm tree discrimination, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **169**(1).
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/169/1/012065>
- Lee, J. S., Jurkevich, I., Dewaele, P., Wambacq, P., dan Oosterlinck, A. (1994): Speckle filtering of synthetic aperture radar images: a review, *Remote Sensing Reviews*, **8**(4), 313–340.

<https://doi.org/10.1080/02757259409532206>

Li, W., Fu, H., Yu, L., dan Cracknell, A. (2017): Deep learning based oil palm tree detection and counting for high-resolution remote sensing images, *Remote Sensing*, **9**(1). <https://doi.org/10.3390/rs9010022>

Lu, D., dan Weng, Q. (2007): A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance, *International Journal of Remote Sensing*, **28**(5), 823–870. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>

Maxwell, A. E., Warner, T. A., dan Fang, F. (2018): Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review, *International Journal of Remote Sensing*, **39**(9), 2784–2817. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433343>

McMorrow, J. (2001): Linear regression modelling for the estimation of oil palm age from Landsat TM, *International Journal of Remote Sensing*, **22**(12), 2243–2264. <https://doi.org/10.1080/01431160117188>

Miettinen, J., Liew, S. C., dan Kwok, L. K. (2015): Usability of sentinel-1 dual polarization C-band data for plantation detection in Insular Southeast Asia, *ACRS 2015 - 36th Asian Conference on Remote Sensing: Fostering Resilient Growth in Asia, Proceedings*.

Mohd Najib, N. E., Kanniah, K. D., Cracknell, A. P., dan Yu, L. (2020): Synergy of active and passive remote sensing data for effective mapping of oil palm plantation in Malaysia, *Forests*,

11(8). <https://doi.org/10.3390/F11080858>

Mubin, N. A., Nadarajoo, E., Shafri, H. Z. M., dan Hamedianfar, A. (2019): Young and mature oil palm tree detection and counting using convolutional neural network deep learning method, *International Journal of Remote Sensing*, **40**(19), 7500–7515.

<https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1569282>

Nordin, L., Lumpur, K., dan Palm, O. (1996): Application of Airsar Data To Oil Palm Tree, *Production*, (December), 3–9.

Okarda, B., Carolita, I., Kartika, T., dan Komarudin, H. (2018): Mapping of smallholder oil palm plantation and development of a growth model, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **169**(1), 0–7. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/169/1/012074>

Omar, H., Misman, M. A., dan Kassim, A. R. (2017): Synergetic of PALSAR-2 and sentinel-1A SAR polarimetry for retrieving aboveground biomass in dipterocarp forest of Malaysia, *Applied Sciences (Switzerland)*, **7**(7). <https://doi.org/10.3390/app7070675>

Pohl, C., dan Loong, C. K. (2016): In-situ data collection for oil palm tree height determination using synthetic aperture radar, *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **34**(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/34/1/012027>

Rawlings, J. O., Pantula, S. G., dan Dickey, D. A. (1990): *Applied Regression Analysis: A Research Tool*, Springer, **41**, 782. <https://doi.org/10.2307/2583482>

- Reiche, J., Verhoeven, R., Verbesselt, J., Hamunyela, E., Wielaard, N., dan Herold, M. (2018): Characterizing tropical forest cover loss using dense Sentinel-1 data and active fire alerts, *Remote Sensing*, **10**(5), 1–18. <https://doi.org/10.3390/rs10050777>
- Sarzynski, T., Giam, X., Carrasco, L., dan Huay Lee, J. S. (2020): Combining radar and optical imagery to map oil palm plantations in Sumatra, Indonesia, using the Google Earth Engine, *Remote Sensing*, **12**(7). <https://doi.org/10.3390/rs12071220>
- Schober, P., dan Schwarte, L. A. (2018): Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation, *Anesthesia and Analgesia*, **126**(5), 1763–1768. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- Shashikant, V., Shariff, A. R. M., Nordin, L., dan Pradhan, B. (2012): Estimation of above ground biomass of oil palm trees by PALSAR, *CHUSER 2012 - 2012 IEEE Colloquium on Humanities, Science and Engineering Research*, (May 2014), 838–841. <https://doi.org/10.1109/CHUSER.2012.6504430>
- Shimada, M. (2011): Model-based polarimetric SAR calibration method using forest and surface-scattering targets, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **49**(5), 1712–1733. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2090046>
- Stehman, S. V., dan Czaplewski, R. L. (1998): Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment - an application of satellite imagery, *Remote Sensing of Environment*, diperoleh melalui situs internet: <http://www.ingentaconnect.com/content/els/00344257/19>

98/00000064/00000003/art00010%5Cn[http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(98\)00010-8](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00010-8), **64**(January), 331–344.

Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Shahfahad, Pal, S., Liou, Y. A., dan Rahman, A. (2020): Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations-A review, *Remote Sensing*, **12**(7).
<https://doi.org/10.3390/rs12071135>

Tan, K. P., Kanniah, K. D., dan Cracknell, A. P. (2013): Use of UK-DMC 2 and ALOS PALSAR for studying the age of oil palm trees in southern peninsular Malaysia, *International Journal of Remote Sensing*, **34**(20), 7424–7446.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2013.822601>

Teng, K. C., Koay, J. Y., Tey, S. H., Lim, K. S., Ewe, H. T., dan Chuah, H. T. (2015): A dense medium microwave backscattering model for the remote sensing of oil palm, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **53**(6), 3250–3259.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2372796>

van der Sanden, J. J. (1997): *Radar remote sensing to support tropical forest management* (Series 5) (P. & L. Bv, Ed.), Tropenbos-Guyana Series 5, Georgetown, Guyana, 356.

Wang, H., Magagi, R., Goita, K., Trudel, M., McNairn, H., dan Powers, J. (2019): Crop phenology retrieval via polarimetric SAR decomposition and Random Forest algorithm, *Remote Sensing of Environment*, **231**(May), 111234.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111234>

Yalcin, H. (2018): Phenology recognition using deep learning:

DeepPheno, *26th IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2018*, 1–4.
<https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404165>

LAMPIRAN 5

DOKUMEN PETA INFORMASI TEMATIK UMUR
KELAPA SAWIT BERBASIS SATELIT
PENGINDRAAN JAUH
(Submit HAKI)

ISBN No.

INFORMASI TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT BERBASIS SATELIT PENGINDRAAN JAUH



Institut Teknologi Nasional

www.itenas.ac.id

Oleh :

Dr. Soni Darmawan, dkk.



lpdp



it's
good
start

INFORMASI TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT BERBASIS SATELIT PENGINDRAAN JAUH

Penyusun:

1. Soni Darmawan
2. Ita Carolita
3. Agustan
4. Dede Dirgahayu
5. Widya Suyadini
6. Rika Hernawati

Editor:

1. Ita Carolita
2. Dede Dirgahayu

Desain Sampul dan Isi:

1. Rika Hernawati
2. Della Meiralarasari

Cetakan I, 2021

ISBN:

Diterbitkan Oleh: Institut Teknologi Nasional Bandung

Jl. PKH Mustofa no 23, Bandung, Jawa Barat, Indonesia. 40124.

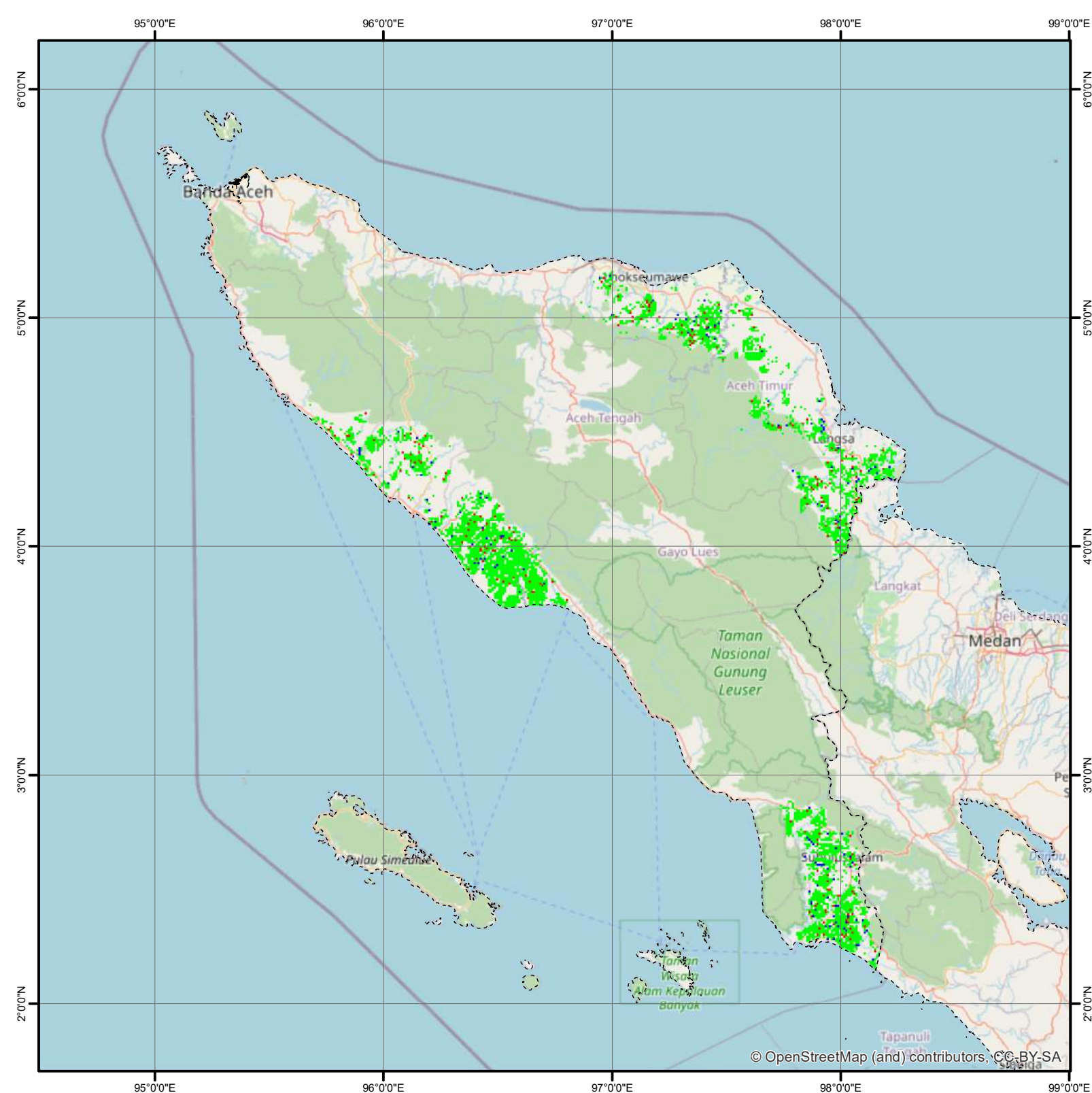
Kata Pengantar

Indonesia merupakan penghasil minyak kelapa sawit terbesar di dunia. Arah pengembangan perkebunan kelapa sawit nasional saat ini adalah peningkatan produktivitas sawit. Fenologi sawit merupakan parameter kunci utama dalam perhitungan produktivitas. Fenologi kelapa sawit memiliki banyak keunggulan untuk mengelola perkebunan kelapa sawit keberlanjutan. Fenologi kelapa sawit merupakan isu utama dalam estimasi panen, produksi tandan buah, estimasi pajak kelapa sawit, penanaman kembali, pemupukan, dan deteksi penyakit kelapa sawit. Salah satu teknologi terkini untuk identifikasi fenologi kelapa sawit adalah penggunaan teknologi penginderaan jauh.

Buku ini merupakan kumpulan sebaran spasial umur kelapa sawit tiap provinsi di Indonesia menggunakan model fenologi kelapa sawit berbasis pengindraan jauh yang dihasilkan oleh peneliti. Tingkat keakurasian sebaran spasial umur kelapa sawit berkisar antara 60 - 70% pada usia tanaman menghasilkan. Untuk usia tanaman belum menghasilkan dan tidak menghasilkan masih kesulitan untuk melakukan validasi.

Bandung, Juni 2021

Penyusun



itenas



LAPAN



lembaga penelitian dan pendidikan



#INOVASI
INDONESIA



RISTEK-EBN

INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI ACEH

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26 > Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

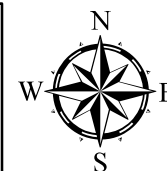
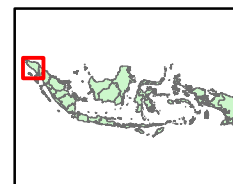
0 15 30 60 90 120 Kilometers

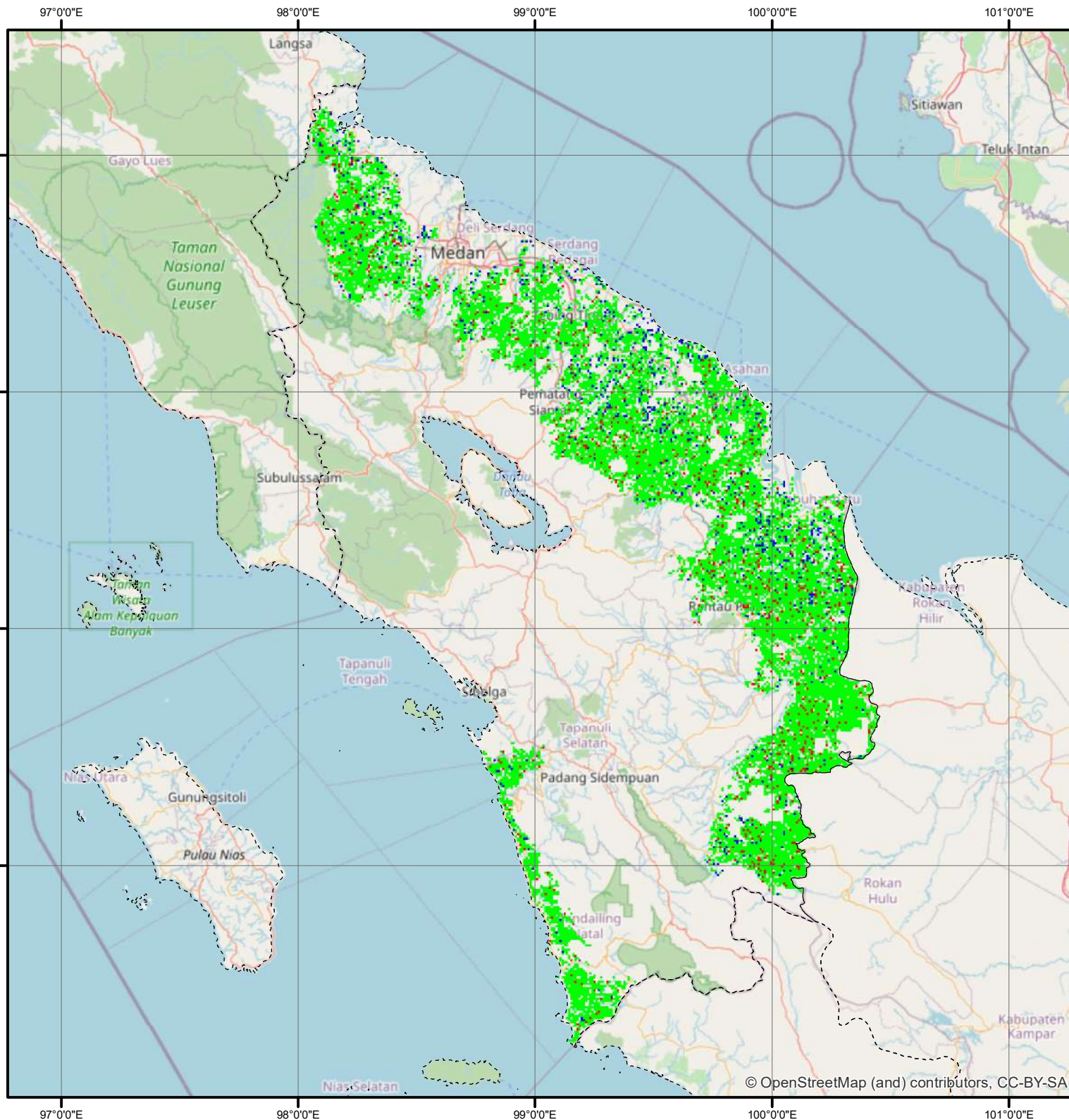
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 46N
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





itenas



LAPAN



INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI SUMATERA UTARA

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26 > Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

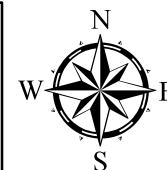
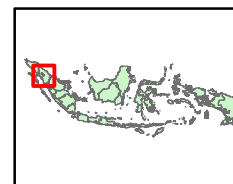
0 15 30 60 90 120 Kilometers

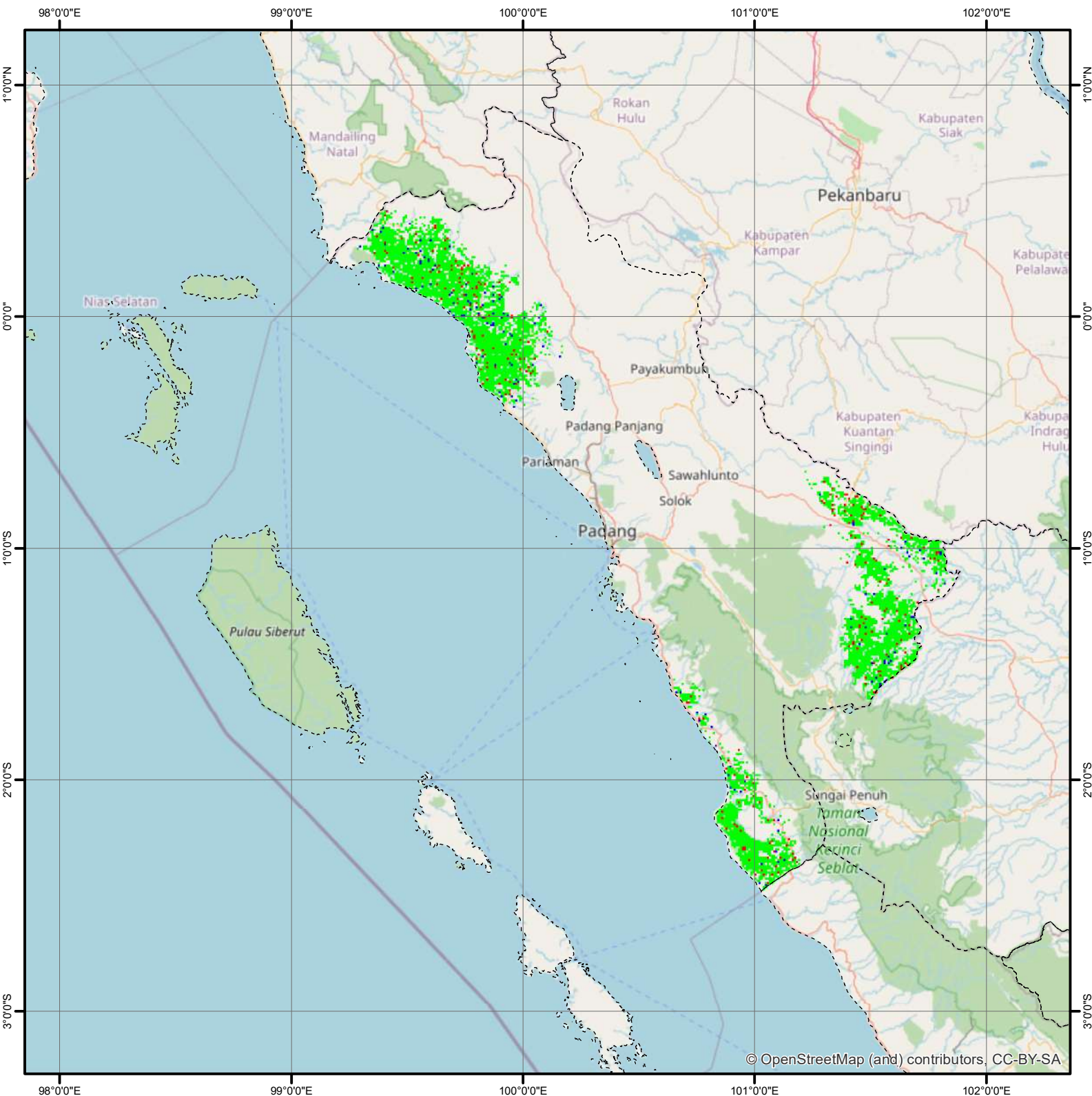
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 47N
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta







INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI SUMATERA BARAT

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

	0 - 4 Tahun	: Belum Menghasilkan
	5 - 25 Tahun	: Sudah Menghasilkan
	26 > Tahun	: Tidak Menghasilkan
	Batas Administrasi Provinsi	

Skala Peta : **1:2,500,000**

0 15 30 60 90 120 Kilometers

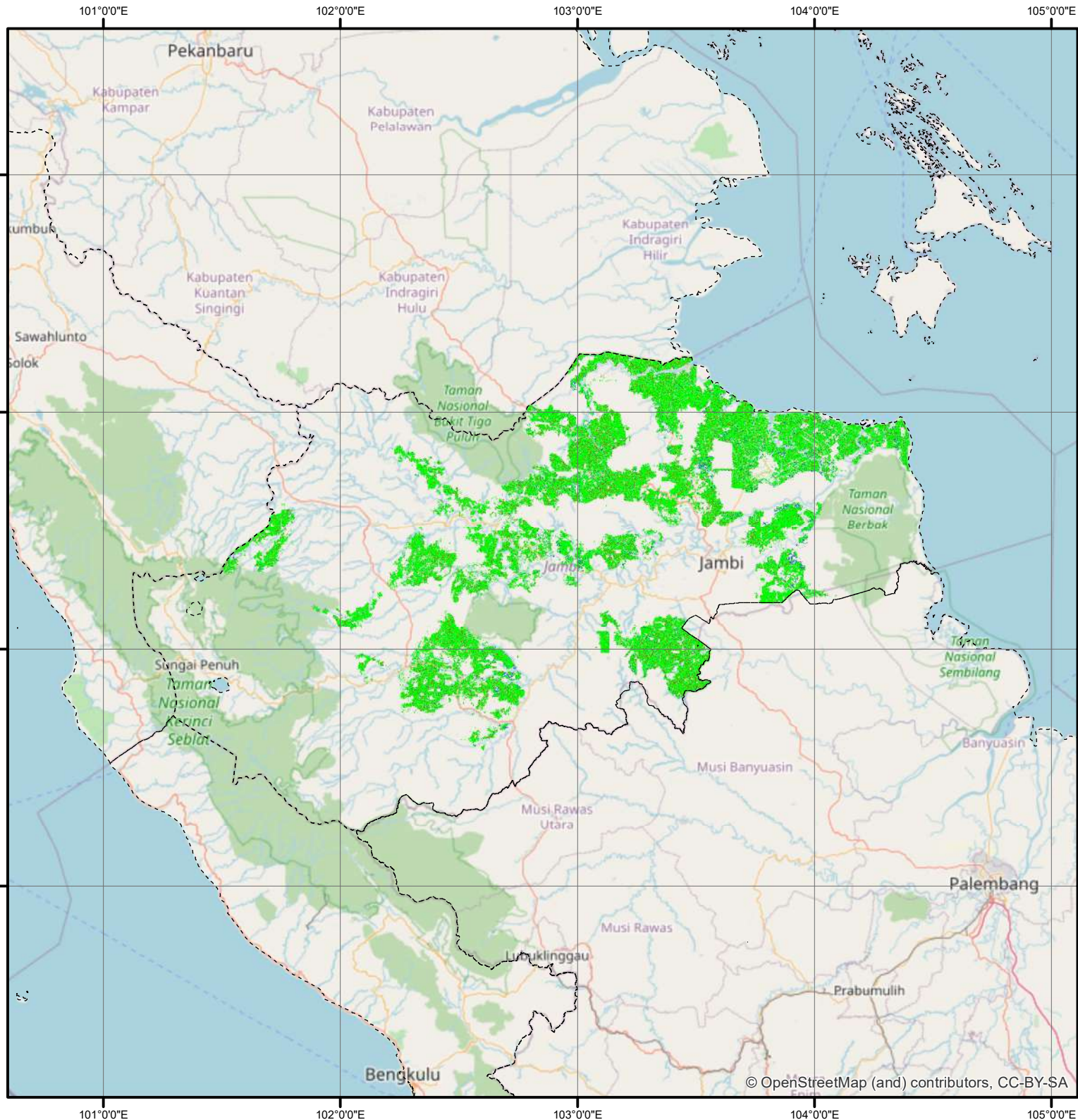
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 47S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





itenas



LAPAN



lembaga pengelola dana pendidikan



RISTEK-EBN

INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI JAMBI

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26 > Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

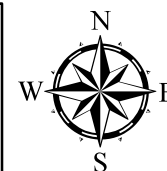
0 15 30 60 90 120 Kilometers

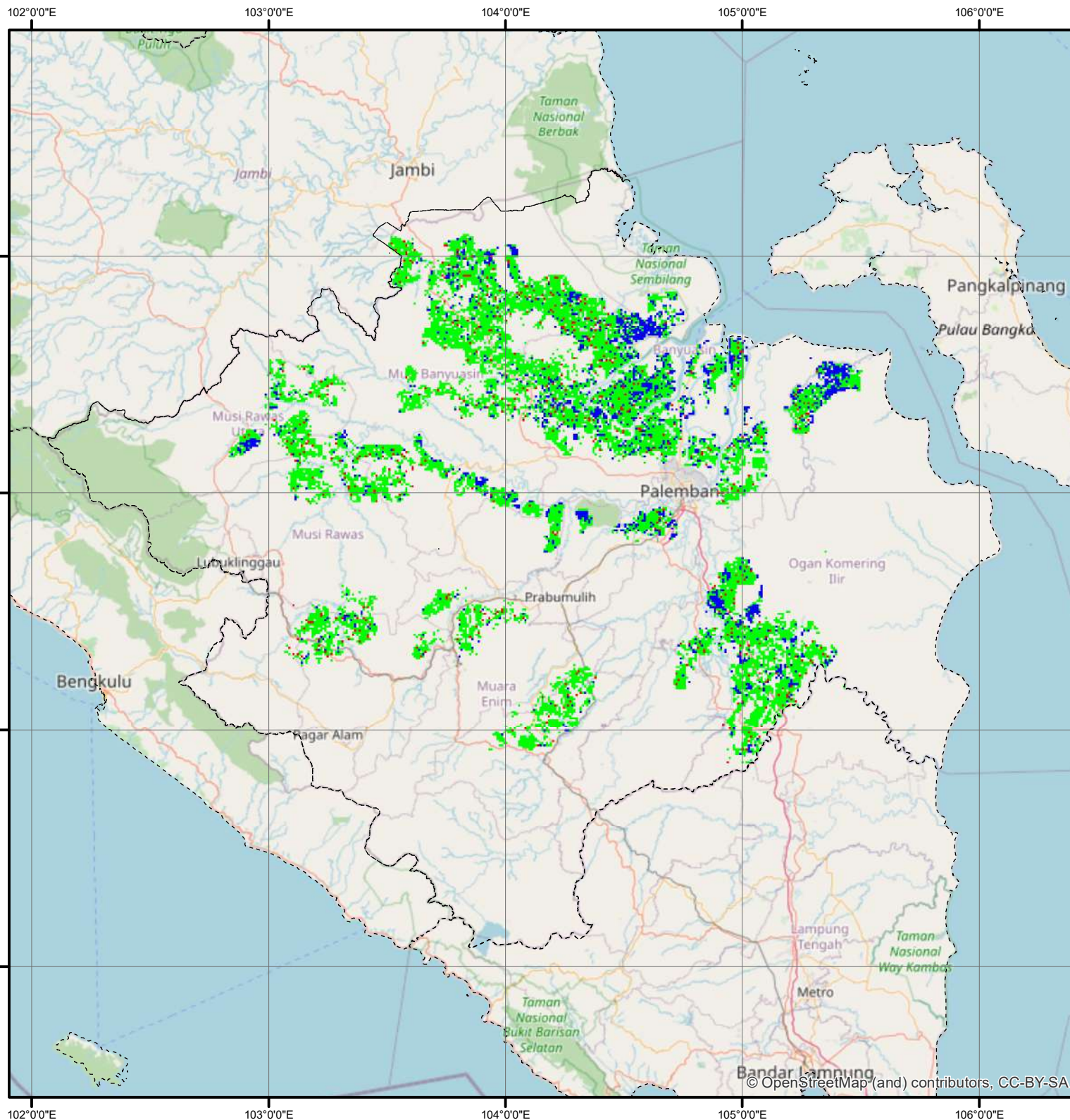
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 48S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta







INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI SUMATERA SELATAN

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

	0 - 4 Tahun	: Belum Menghasilkan
	5 - 25 Tahun	: Sudah Menghasilkan
	26 > Tahun	: Tidak Menghasilkan
	Batas Administrasi Provinsi	

Skala Peta : **1:2,500,000**

0 15 30 60 90 120 Kilometers

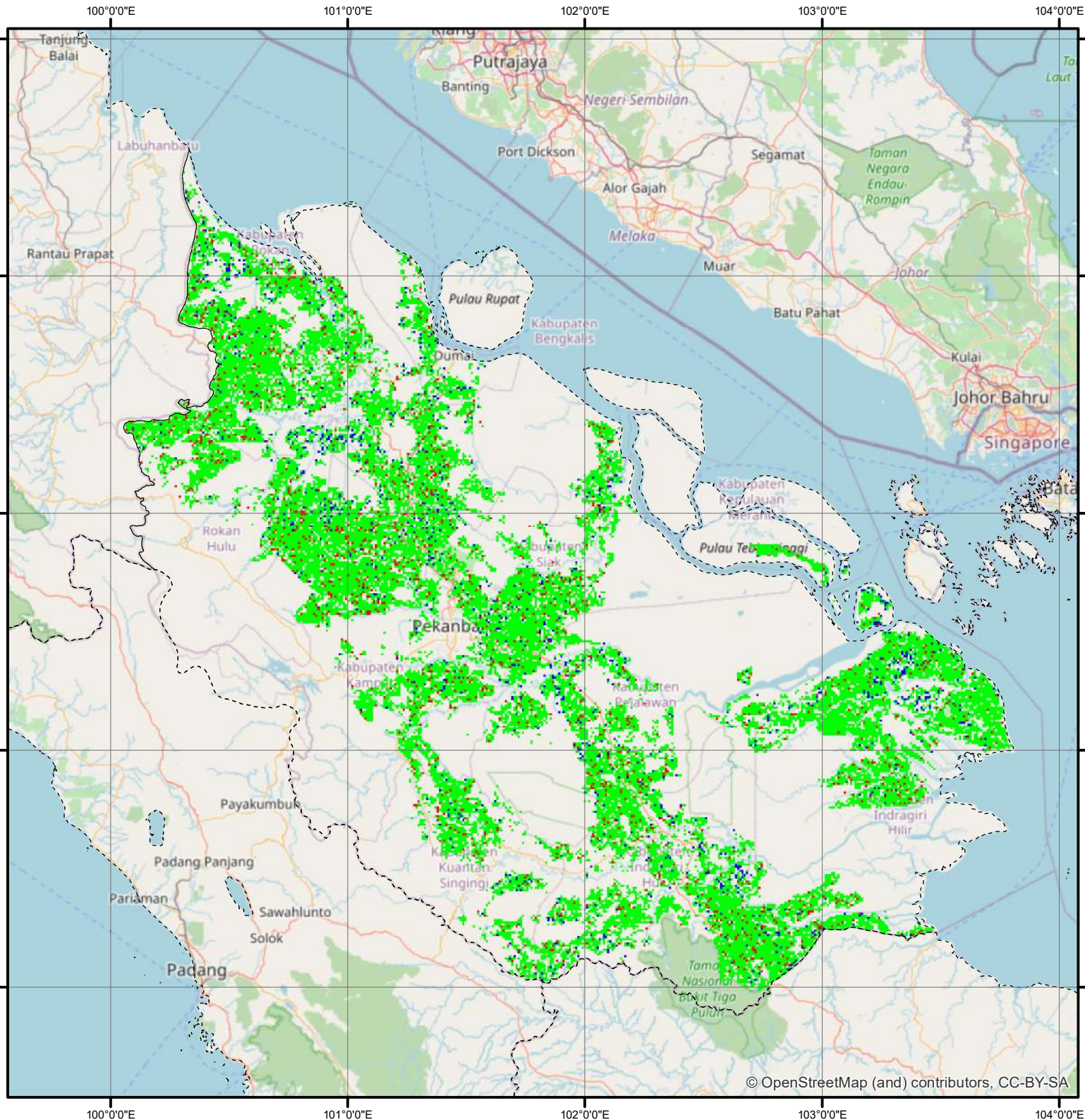
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 48S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





itenas



INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI RIAU

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26 > Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

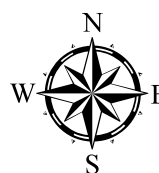
0 15 30 60 90 120 Kilometers

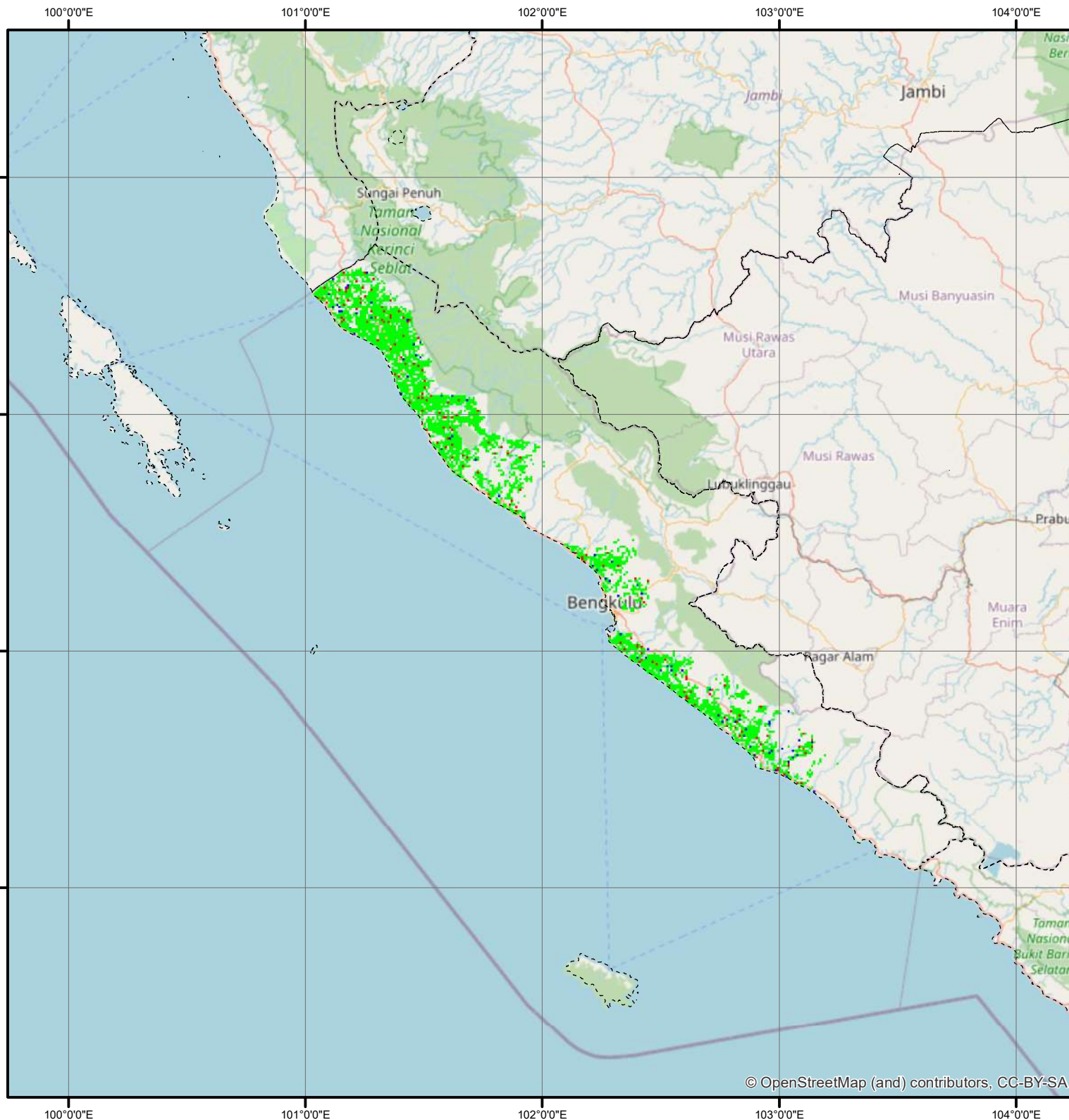
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 47N
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





itenas



LAPAN



lembaga pengelola dana pendidikan



#INOVASI
INDONESIA



RISTEK-EBN

INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI BENGKULU

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26 > Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

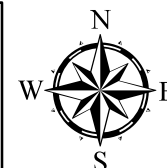
0 15 30 60 90 120
Kilometers

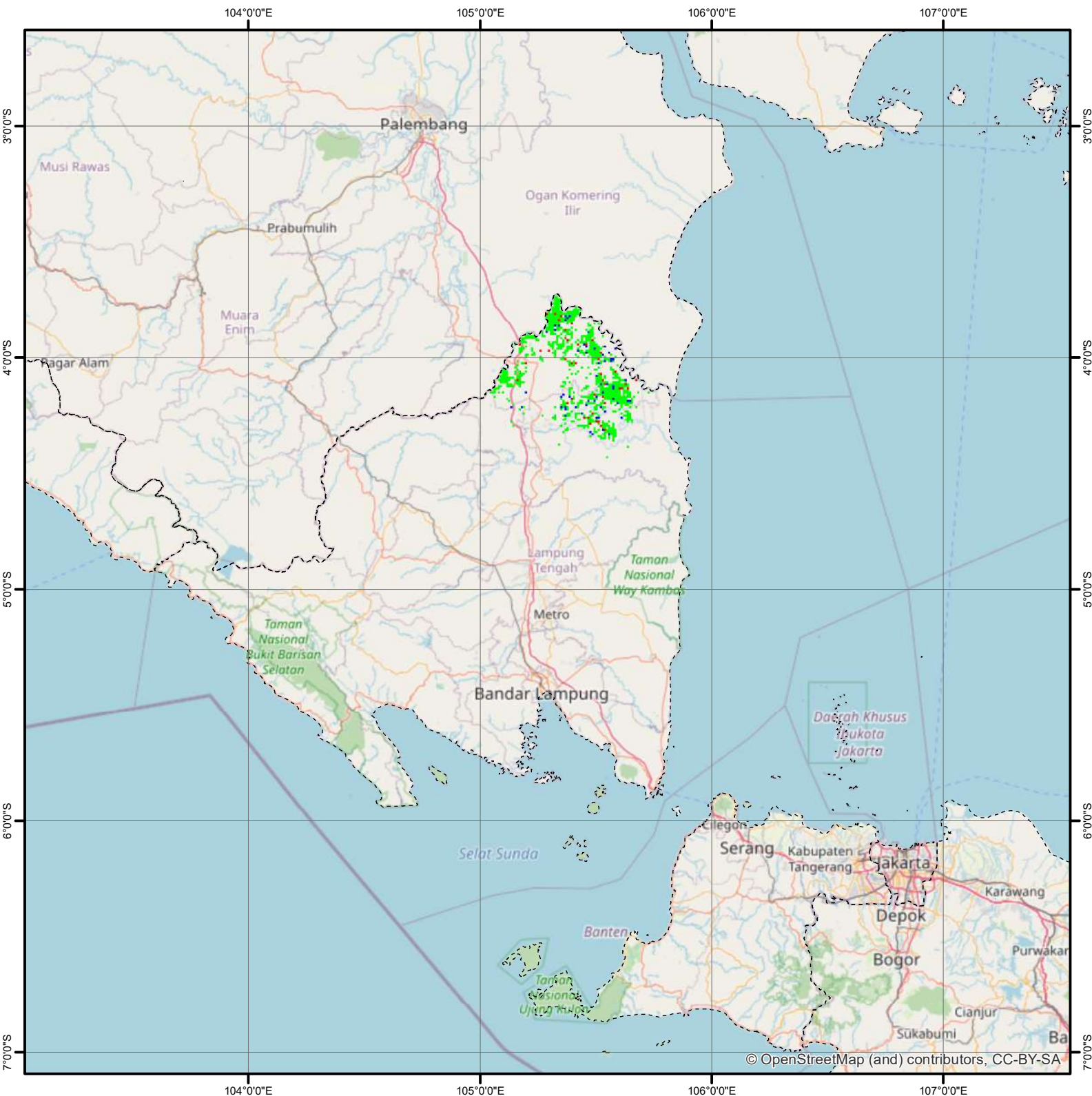
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 48S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI LAMPUNG

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

	0 - 4 Tahun	: Belum Menghasilkan
	5 - 25 Tahun	: Sudah Menghasilkan
	26 > Tahun	: Tidak Menghasilkan

Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

0 15 30 60 90 120 Kilometers

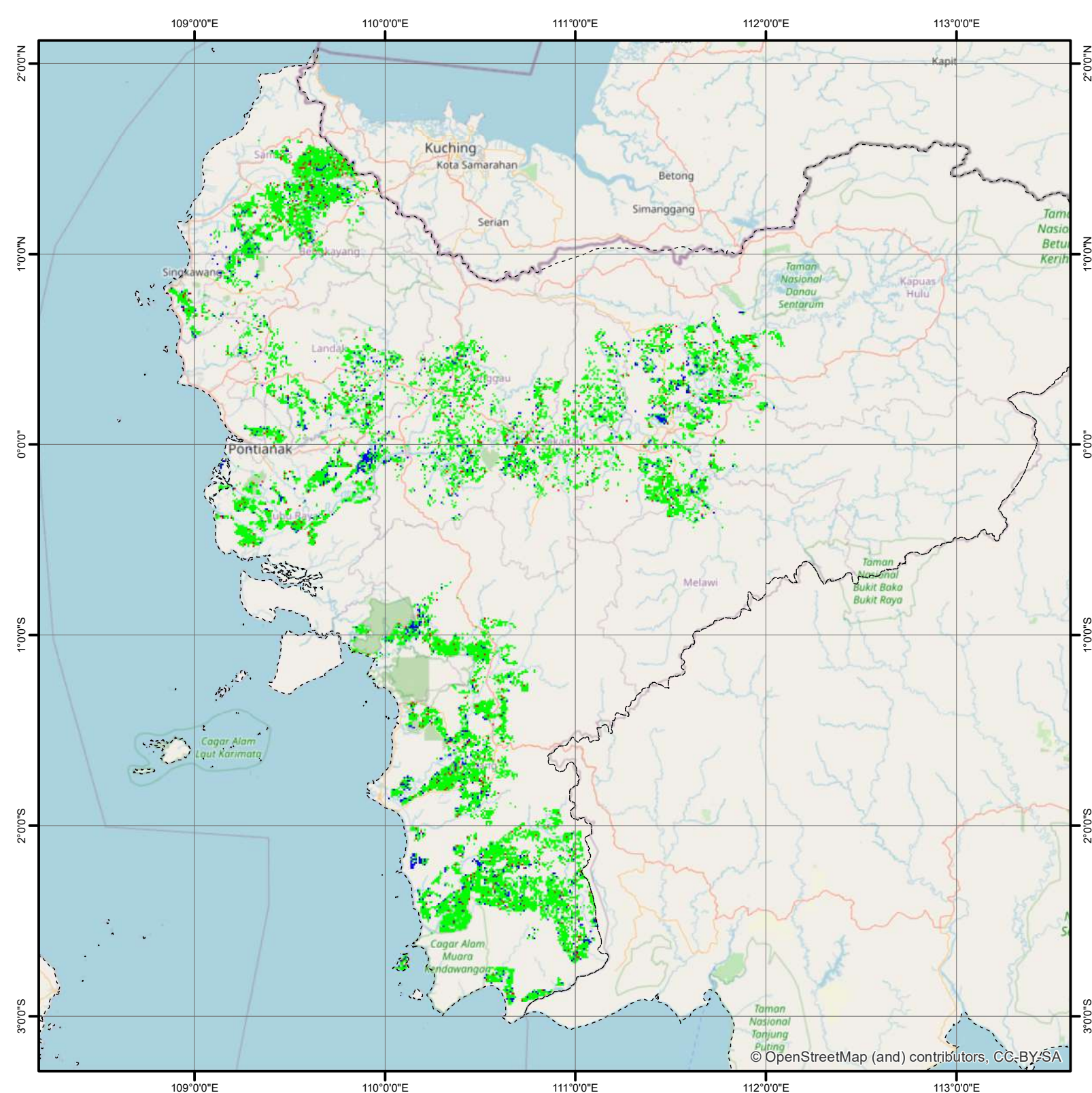
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 48S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta

© OpenStreetMap (and) contributors, CC-BY-SA





INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI KALIMANTAN BARAT

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

	0 - 4 Tahun	: Belum Menghasilkan
	5 - 25 Tahun	: Sudah Menghasilkan
	26 > Tahun	: Tidak Menghasilkan
	Batas Administrasi Provinsi	

Skala Peta : **1:3,000,000**

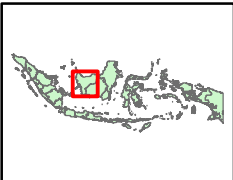
0 15 30 60 90 120 Kilometers

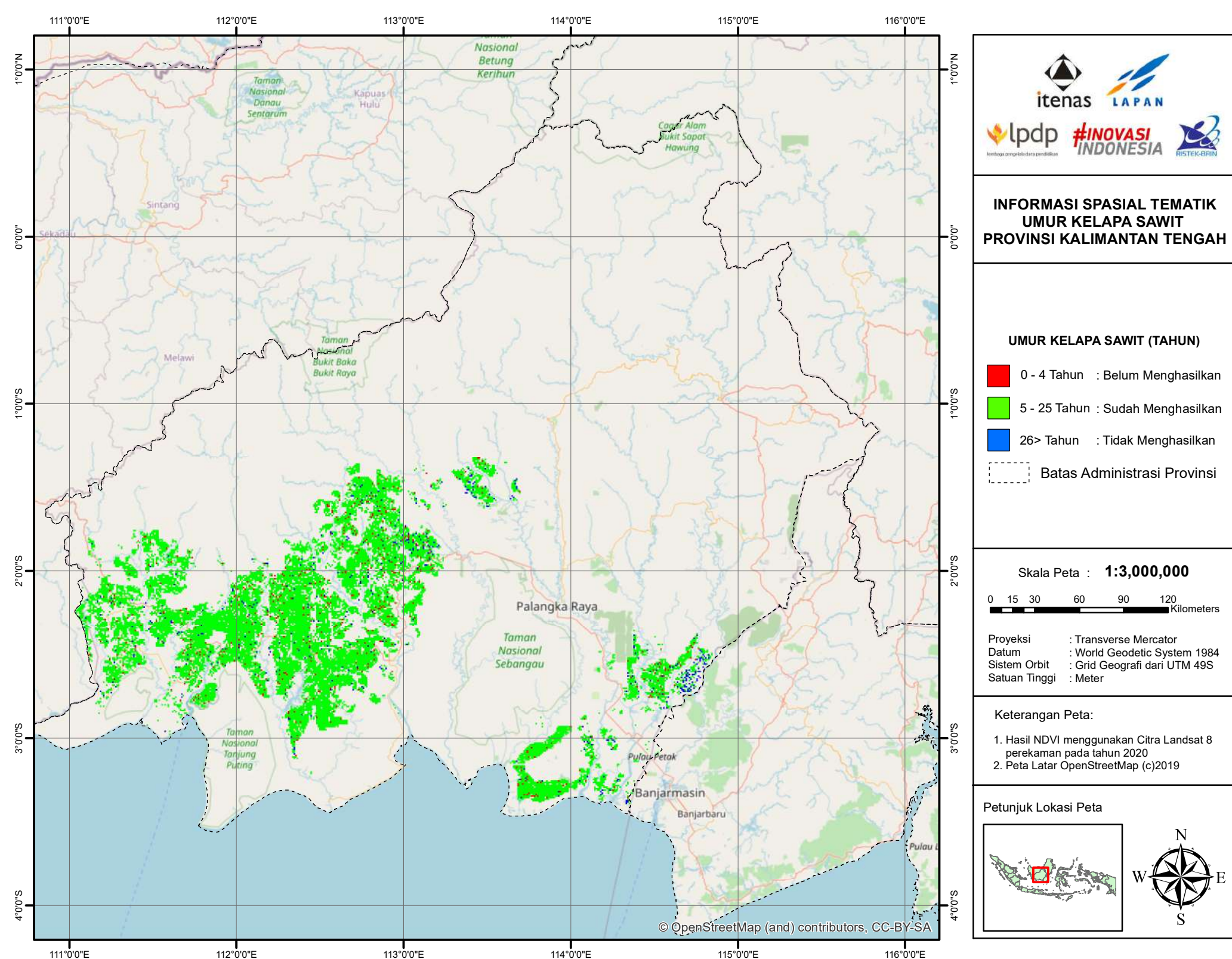
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 49S
Satuan Tinggi : Meter

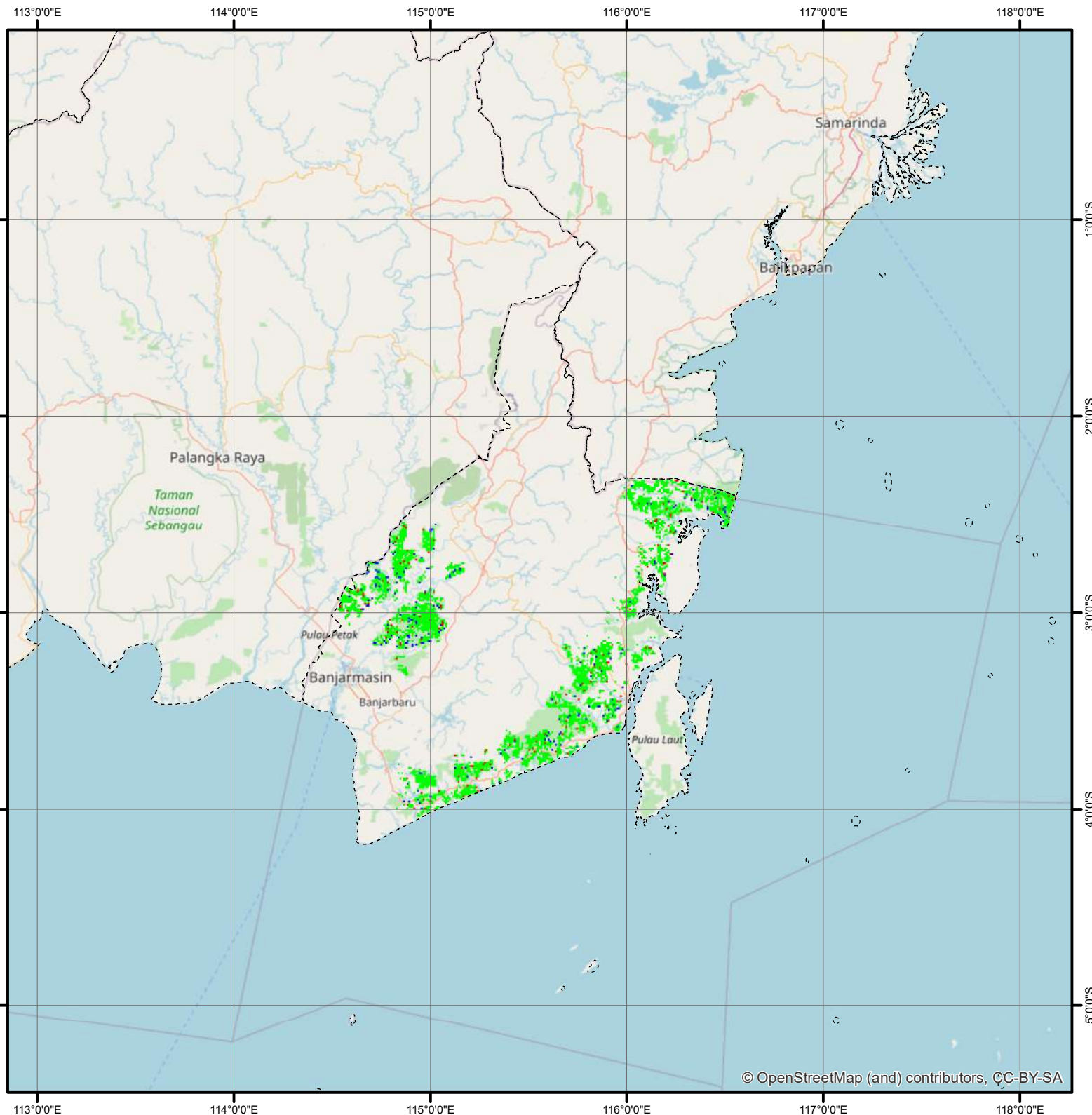
Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta







itenas



LAPAN



INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI KALIMANTAN SELATAN

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26> Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:3,000,000**

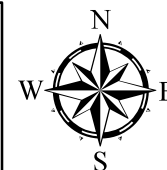
0 15 30 60 90 120 Kilometers

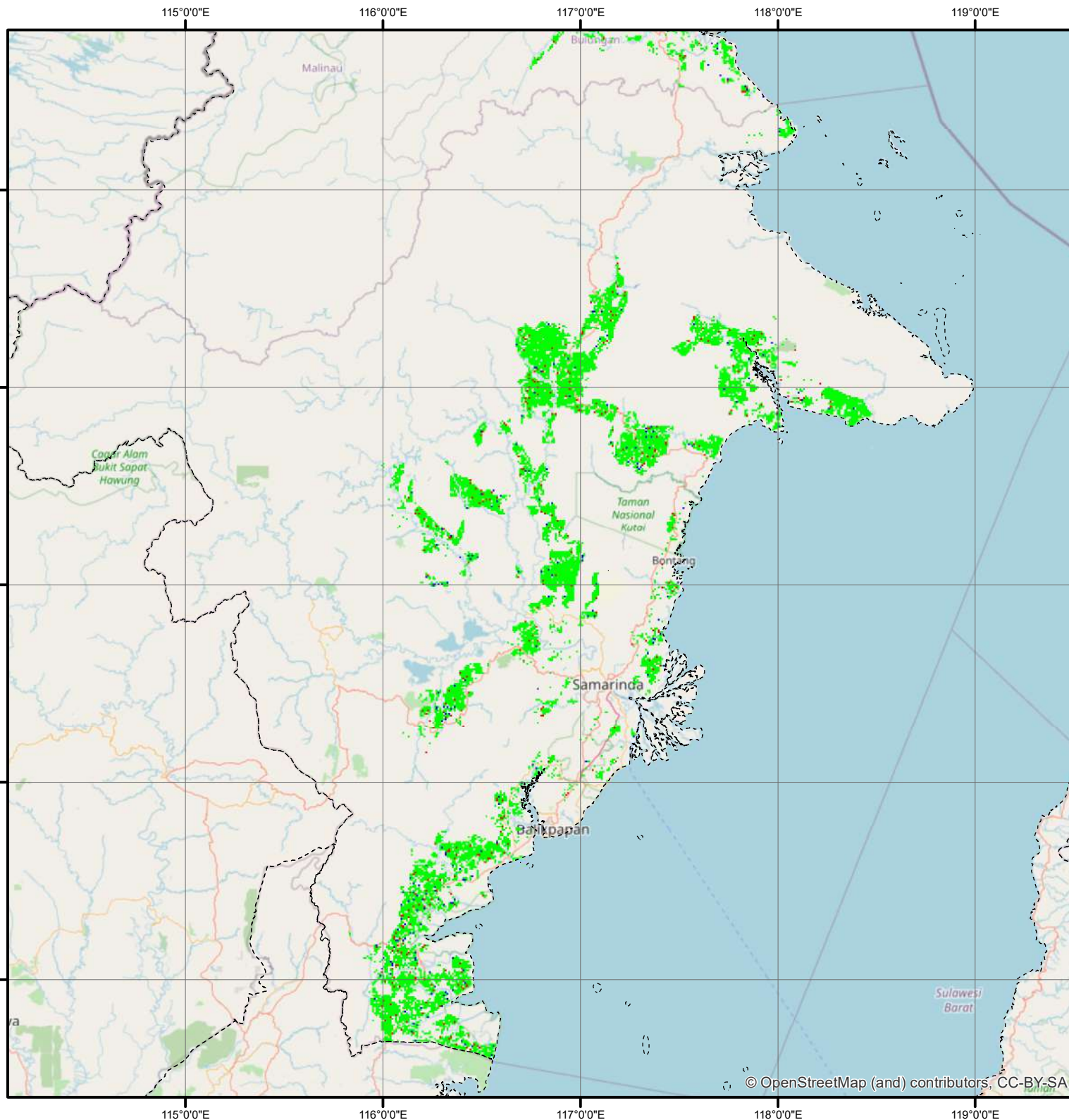
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 50S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta





itenas



LAPAN



INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI KALIMANTAN TIMUR

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26> Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:3,000,000**

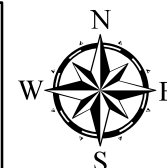
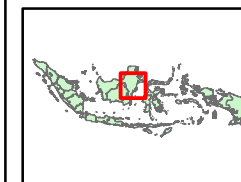
0 15 30 60 90 120 Kilometers

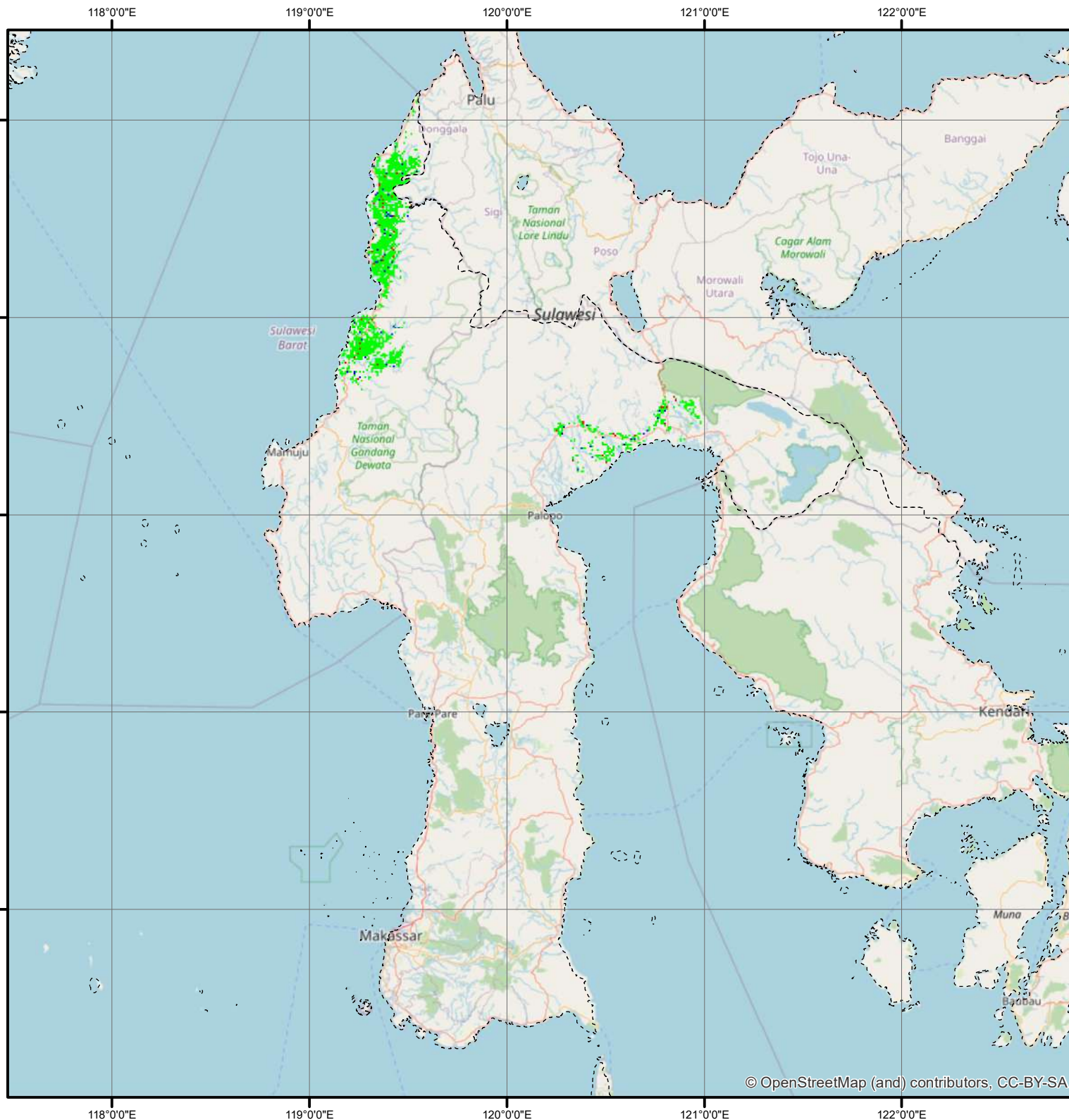
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 50S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta







INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI SULAWESI SELATAN

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

	0 - 4 Tahun	: Belum Menghasilkan
	5 - 25 Tahun	: Sudah Menghasilkan
	26> Tahun	: Tidak Menghasilkan

 Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:3,000,000**

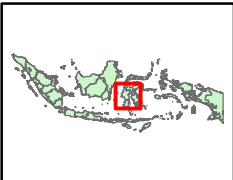
0 15 30 60 90 120 Kilometers

Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 50S
Satuan Tinggi : Meter

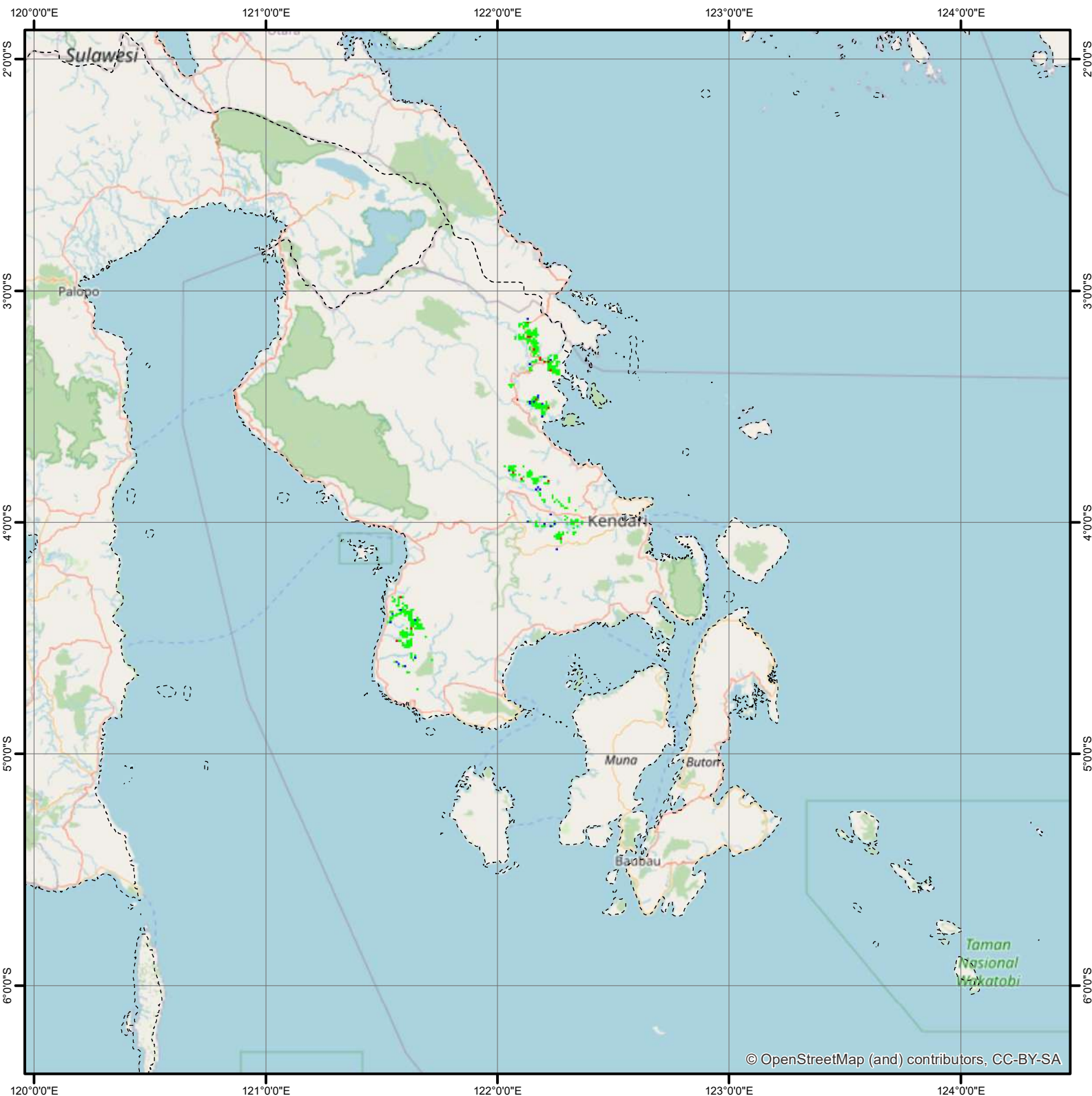
Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta



© OpenStreetMap (and) contributors, CC-BY-SA



itenas



LAPAN



INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI SULAWESI TENGGARA

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26> Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,500,000**

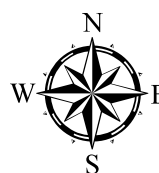
0 15 30 60 90 120
Kilometers

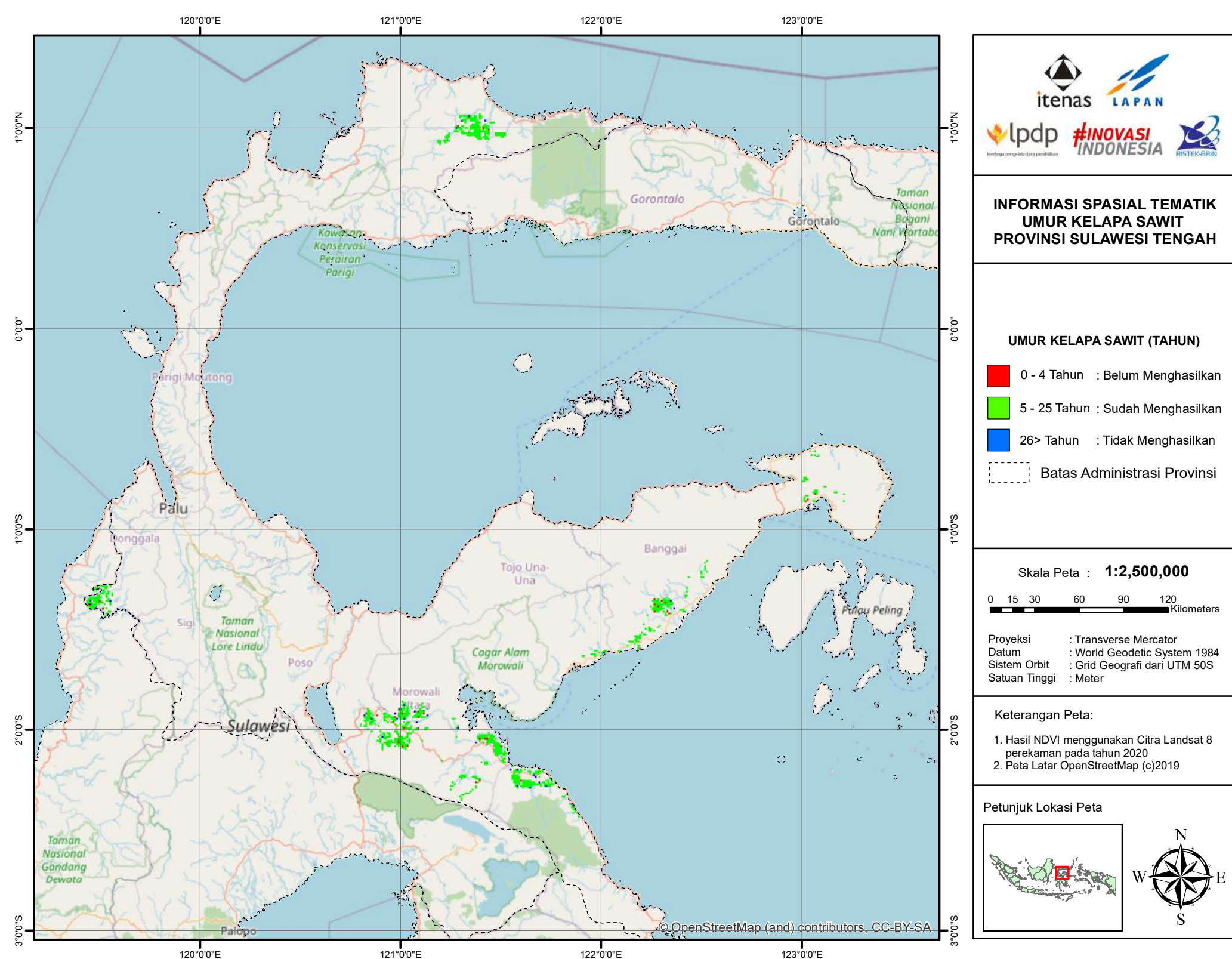
Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 51S
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

- Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
- Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta







itenas



LAPAN



lembaga pengelola dana pendidikan



#INOVASI
INDONESIA



RISTEK-EBN

INFORMASI SPASIAL TEMATIK UMUR KELAPA SAWIT PROVINSI GORONTALO

UMUR KELAPA SAWIT (TAHUN)

- 0 - 4 Tahun : Belum Menghasilkan
- 5 - 25 Tahun : Sudah Menghasilkan
- 26> Tahun : Tidak Menghasilkan
- Batas Administrasi Provinsi

Skala Peta : **1:2,000,000**

0 15 30 60 90 120
Kilometers

Proyeksi : Transverse Mercator
Datum : World Geodetic System 1984
Sistem Orbit : Grid Geografi dari UTM 51N
Satuan Tinggi : Meter

Keterangan Peta:

1. Hasil NDVI menggunakan Citra Landsat 8 perekaman pada tahun 2020
2. Peta Latar OpenStreetMap (c)2019

Petunjuk Lokasi Peta

