

**PEMETAAN UMUR POHON KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN
GOOGLE EARTH ENGINE CLOUD COMPUTING
DI PT. SCP KABUPATEN PULANG PISAU**

***MAPPING AGE OF OIL PALM TREES USING GOOGLE EARTH
ENGINE CLOUD COMPUTING IN PT. SCP,
PULANG PISAU REGENCY***

**Akbar Cahyadi Pratama Putra^{1*}, Tantri Utami Widhaningtyas²,
Trida Ridho Fariz³, Aji Prakoso⁴**

¹ Sistem Informasi dan Data Balai Wilayah Sungai Bali-Penida, Denpasar, Bali

² Survei dan Pemetaan Badan Pertanahan Nasional Kabupaten Gianyar, Bali

³ Ilmu Lingkungan, Universitas Negeri Semarang, Semarang, Jawa Tengah

⁴ Technology and Information System, PT Best Agro International, Jakarta

Email: akbarcahyadi@gmail.com

ABSTRACT

The aim of this research is to utilize remote sensing data and use the GEE platform to detect the age of oil palms using Landsat 8 OLI data at the Sebangau Kuala Plantation in Pulang Pisau Regency, Central Kalimantan. This research was analyzed using the Google Earth Engine using FCD (Forest Canopy Density) analysis. The results of the model correlation with the conditions of the year of planting in the field through ARESTA (area statement) are 0.63 or have a strong relationship. The RMSE (Root Mean Square Error) value of the FCD (Forest Canopy Density) model is 0.661, which means that the error value is small and can be used as a model reference. The use of remote sensing and GEE makes the process of mapping the age of oil palm more effective. The results of the research show that mapping the age of oil palm using GEE is very efficient based on computing time, so it is very suitable for use in oil palm plantations.

Keywords: *age of oil palm trees, fcd, gee, gis, remote sensing*

PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis Guineensis Jacq*) adalah tanaman perkebunan yang menjadi salah satu komoditas strategis dalam pembangunan ekonomi Indonesia. Kelapa sawit memiliki permintaan global tertinggi sebagai bahan baku makanan, kosmetik, pakan ternak, bioenergi dan produk lainnya. Indonesia menjadi negara produsen kelapa sawit terbesar didunia dengan perkembangan pertumbuhan yang tinggi (Nabila et al, 2023; Petrenko et al, 2016). Fenomena peningkatan yang besar ini memerlukan manajemen yang

baik dari segi perencanaan maupun di produk hilir sehingga produksi dapat dipertahankan sesuai dengan kebutuhan pasar nasional maupun dunia.

Kelapa sawit memerlukan tanah yang gembur, subur, datar, memiliki drainase yang baik, dan memiliki solum tanah yang dalam dengan kondisi kemiringan lereng tidak lebih dari 15% (Widians et al, 2019; Agro Sejahtera, 2000). Manajemen perkebunan tidak hanya seputar perencanaan lahan saja, tetapi juga saat penanaman, panen dan produk hilir. Saat fase penanaman, data umur

tanaman sawit merupakan hal yang penting dalam pertanian presisi (Tan et al, 2015). Informasi umur kelapa sawit secara spasial menjadi variabel terpenting dalam memproyeksikan keuntungan suatu perusahaan kelapa sawit. Namun, pengumpulan data umur kelapa sawit untuk area yang luas atau skala regional memakan waktu dan biaya yang mahal sehingga memerlukan teknologi penginderaan jauh untuk pemantauan kelapa sawit termasuk umur kelapa sawit.

Teknologi yang berkembang saat ini dengan memanfaatkan data penginderaan jauh semakin berkembang dengan sekarang ini hadirnya platform pengolahan data berbasis komputasi awan (*cloud*) bernama *Google Earth Engine* (GEE). GEE mempunyai kelebihan seperti akses data yang sangat besar dan pengolahan berbasis komputasi (*cloud*) sehingga proses Analisa dan visualisasi *geo-big data* dapat dilakukan tanpa menggunakan super komputer (Tamiminia et al, 2020). Penggunaan GEE dalam kajian kelapa sawit sudah banyak dilakukan terutama dalam pemetaan tutupan lahan perkebunan sawit seperti studi Shahrarum et al (2020), Zeng et al (2022) dan Wijayanto et al (2022). Kajian pemetaan umur kelapa sawit juga perlu dilakukan mengingat umur tanaman kelapa sawit merupakan salah satu faktor yang mendukung pertumbuhan dan proses produksi tanaman kelapa sawit (Tridawati et al, 2018).

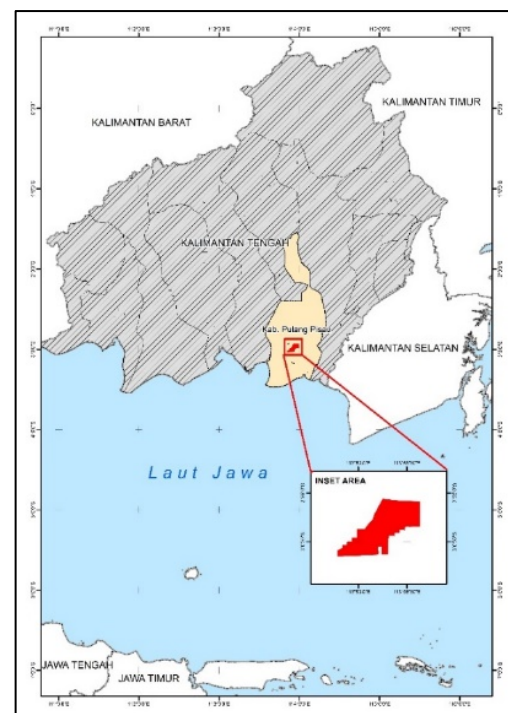
Berdasarkan hal tersebut penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan data penginderaan jauh dan menggunakan platform GEE untuk mendeteksi umur kelapa sawit di PT SCP (Suryamas Cipta Perkasa) Kabupaten Pulang Pisau, Provinsi Kalimantan Tengah. Perkebunan kelapa sawit di PT. SCP difokuskan pada area yang memiliki umur yang heterogen. Di samping

itu, wilayah Kabupaten Pulang Pisau memiliki topografi yang cenderung datar, sehingga sangat cocok sebagai lokasi penelitian penginderaan jauh untuk meminimalisir efek bayangan akibat perbedaan topografi (Intan, 2019; Widhaningtyas et al, 2020).

BAHAN DAN METODE

A. Lokasi penelitian

Lokasi yang dikaji dalam penelitian ini berada di salah satu perkebunan kelapa sawit milik PT SCP (Suryamas Cipta Perkasa) di Kecamatan Sebagau Kuala, Kabupaten Pulang Pisau, Provinsi Kalimantan Tengah memiliki luas sebesar 10.413 Ha (Gambar 1). Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Landsat 8 sudah terkoreksi *Surface Reflectance Tier 1* perekaman rentang tahun 2022- 2023 dengan memilih tutupan awan kurang dari 10%. Citra Landsat 8 *Surface Reflectance Tier 1* ini bersifat siap pakai sudah diproses ortorektifikasi dan kalibrasi reflektan.

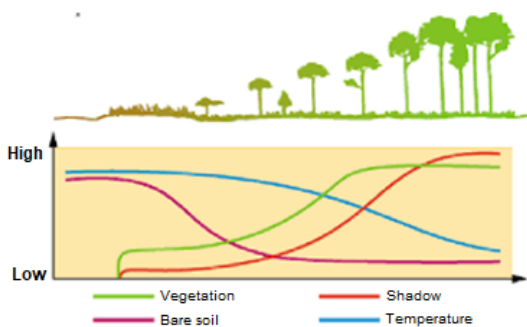


Gambar 1. Lokasi Penelitian

B. Metodologi penelitian

GEE dapat diakses melalui laman earthengine.google.com, akan tetapi perlu dilakukan registrasi terlebih dahulu sebelum menggunakan laman GEE. Setelah dilakukan proses registrasi dan *review* kita dapat menggunakan layanan GEE seperti pengolahan citra satelit melalui *tools code editor* pada laman code.earthengine.google.com. Melalui *code editor* ini kita dapat melakukan analisis membuat visualisasi data spasial menggunakan bahasa pemrograman *Javascript* (Fariz & Nurhidayati, 2020).

Beberapa analisa terkait penginderaan jauh dapat dilakukan di GEE tanpa menggunakan super komputer, beberapa analisa berat seperti klasifikasi tutupan lahan skala besar maupun analisa lanjut untuk skala besar. Pada penelitian ini dilakukan analisa menggunakan GEE dengan menggunakan analisa FCD (*Forest Canopy Density*) yang dikembangkan dan merubah formula tersebut menjadi bahasa pemrograman *Javascript*.



Gambar 2. Hubungan Antar Variabel Indeks Model FCD (Chandrashekar, 2009)

FCD adalah suatu transformasi yang tersusun dari beberapa indeks, FCD mempunyai 4 komponen indeks yang mempengaruhinya diantaranya VI (*Vegetation Index*), BSI (*Bare Soil Index*), SI (*Shadow Index*) dan TI (*Thermal Index*) (Falensky et al, 2020; Fauzi et al, 2019). Indeks vegetasi tingkat lanjut yang

digunakan dalam penelitian ini adalah AVI (*Advance Vegetation Index*), karena memberikan respons yang lebih peka terhadap vegetasi (Rikimaru et al, 2002; Danoedoro, 2012). Hal ini dikarenakan FCD (*Forest Canopy Density*) menggunakan beberapa indeks untuk analisisnya, sehingga dapat dijelaskan hubungan keterkaitan antara variabel indeks seperti Gambar 2. Komponen variabel indeks penyusun FCD (*Forest Canopy Density*):

a. Indeks Vegetasi AVI (*Advance Vegetation Index*)

Indeks ini lebih sensitif terhadap kerapatan vegetasi, indeks AVI (*Advance Vegetation Index*) lebih menonjolkan nilai klorofil- a, yang memiliki formula sebagai berikut (Danoedoro & Gupita, 2022; Rikimaru et al, 2002).

$$AVI = (B5 * (1 - B4) * (B5 - B4))^{1/3}$$

Di mana:

B5 = Saluran NIR (*Near Infrared*)

B4 = Saluran merah

Nilai dari AVI (*Advance Vegetation Index*) memiliki rentang nilai (-1) hingga (+1) di mana piksel yang tidak memiliki vegetasi rendah bernilai (0), apabila tingkat kehijauan pada vegetasi tinggi maka nilai indeks AVI (*Advance Vegetation Index*) juga mendekati (+1), untuk objek air akan memiliki nilai indeks (-).

b. Indeks Lahan Terbuka BSI (*Bare Soil Index*)

Bare Soil Index digunakan dalam model FCD berdasarkan asumsi bahwa indeks vegetasi kurang dapat dipercaya pada kondisi tutupan vegetasi kurang dari 50%. Sehingga variabel FCD menambahkan BSI (*Bare Soil Index*) untuk meningkatkan estimasi kerapatan vegetasi yang dihasilkan dengan menambahkan saluran SWIR (*Short Wave*

Infrared) dan memiliki formula sebagai berikut:

$$BSI = \frac{(B6 + B4) - (B5 + B2)}{(B6 + B4) + (B5 + B2)}$$

Di mana:

B6 = Saluran SWIR (*Short Wave Infrared*)

B5 = Saluran NIR (*Near Infrared*)

B2 = Saluran hijau

Nilai rentang dari BSI (*Bare Soil Index*) adalah 0- 200, di mana nilai piksel dengan kondisi kerapatan kanopi yang tinggi maka nilai mendekati 0, untuk area dengan vegetasi rendah atau dapat teridentifikasi lahan terbuka nilainya mendekati 200.

c. Indeks Bayangan SI (*Shadow Index*)

Shadow Index adalah indeks yang mampu mendeteksi bayangan obyek seperti vegetasi (Yang et al, 2022). Vegetasi dengan umur yang muda akan memiliki nilai SI (*Shadow Index*) berbeda dengan vegetasi berumur tua. Sehingga dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$SI = ((1 - B2) * (1 - B3) * (1 - B4))^{1/3}$$

Di mana:

B2 = Saluran biru

B3 = Saluran hijau

B4 = Saluran merah

d. Indeks Termal TI (*Thermal Index*)

Formula dari indeks termal (*Thermal Index*) dikembangkan berdasarkan asumsi dedaunan melakukan evaporasi sehingga temperatur lebih rendah. Modal TI dikembangkan dengan menggunakan saluran inframerah termal, pada Landsat 8 OLI terdapat pada saluran B10 atau B11. Perhitungan TI (*Thermal Index*) dilakukan melalui 2 tahap yaitu tahap saluran termal menjadi radian dan melakukan perhitungan termal (Sitorus et al, 2019). Sehingga dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$L1 = M1 * Qcal + A1$$

Di mana:

L1 = Nilai TOA radian ($\text{Watts/m}^2 \cdot \text{srad} \cdot \text{um}$)

M1 = Faktor skala khusus saluran dari metadata (*RADIANCE_MULTI_BAND_X*, di mana X adalah saluran yang digunakan)

Qcal = Nilai piksel DN (*Digital Number*)

A1 = Factor skala khusus saluran dari metadata (*RADIANCE_ADD_BAND_X*, di mana X adalah saluran yang digunakan)

$$T = K2 / \ln \left(\frac{K1}{L1} + 1 \right)$$

Di mana:

T = Suhu radian dalam satuan kelvin (K)

K1 = Konstanta kalibrasi radian spektral ($\text{Watts/m}^2 \cdot \text{srad} \cdot \text{um}$)

K2 = Konstanta kalibrasi suhu absolut

L1 = Nilai radian spektral

Komponen lanjutan Analisa FCD menurut Danoedoro, 2012:

a. Kerapatan Vegetasi (*Vegetation Density*)

Kerapatan vegetasi (VD) adalah turunan dari perpaduan dua variabel indeks yaitu AVI (*Advance Vegetation Index*) dan BSI (*Bare Soil Index*) (Fitrianto et al, 2018). Metode perpaduannya menggunakan PCA (*Principle Component Analysis*), pada dasarnya AVI (*Advance Vegetation Index*) dan BSI (*Bare Soil Index*) memiliki hubungan negatif namun keduanya memiliki korelasi yang kuat.

b. SSI (*Scaled Shadow Index*)

SSI (*Scaled Shadow Index*) didapat hasil perpaduan antara dua variabel indeks yaitu SI (*Shadow Index*) dan TI (*Thermal Index*). Tanah- tanah hitam merupakan indikator proses terbukanya lahan di area hutan- hutan tropis dan merupakan salah satu parameter yang digunakan untuk FCD (*Forest Canopy Density*).

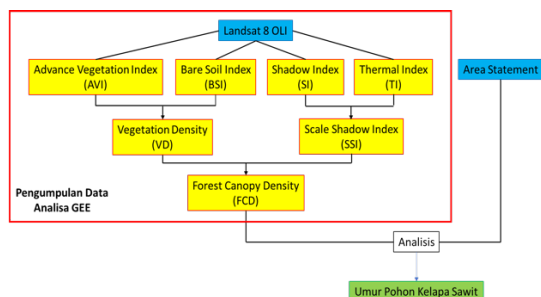
Dari menurut Danoedoro (2012) beberapa komponen tersebut sehingga dapat diturunkan formula dari FCD (*Forest Canopy Density*) sabagai berikut, dan dapat dilihat metodologi penelitian pada gambar 3.

$$FCD = (VD * SSI + 1)^{1/2} - 1$$

Di mana:

VD = *Vegetation Density*

SSI = *Scaled Shadow Index*



Gambar 3. Metodologi Identifikasi Umur Kelapa Sawit

HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengolahan data memanfaatkan platform GEE untuk melakukan pengumpulan data dan analisa. Citra Landsat 8 OLI terkoreksi *surface reflectance* sudah tersedia di katalog GEE. Langkah selanjutnya hanya perlu melakukan seleksi waktu perekaman yaitu pada perekaman Juni 2022 hingga Juni 2023, dan kebutuhan tutupan awan yang sedikit di bawah 10%. Citra yang didapat hasil seleksi dilakukan pemotongan sesuai area kajian penelitian supaya area analisa lebih terfokus. Pengolahan citra untuk beberapa variabel indeks yaitu AVI, BSI, dan SI menggunakan GEE. Pengolahan menggunakan GEE mempermudah pengerjaan tanpa harus menginstal *software* terlebih dahulu dan berbasis penyimpanan *cloud* yang dapat diakses di mana pun dan kapan pun (Orusa et al, 2023).

Hasil dari pengolahan data AVI di area penelitian memiliki rentang 0,22 hingga 0,52, dengan rentang acuan AVI adalah (-1) hingga 1, maka dapat dilihat untuk area penelitian memiliki kerapatan vegetasi yang sedang, namun tidak terdapat objek air apabila dilihat dari hasil pengolahan AVI. Nilai AVI sebesar 0,22 adalah objek lahan terbuka berupa jalan CR (*Collection Road*) dan MR (*Main Road*)

pada perkebunan kelapa sawit, untuk objek di luar jalan adalah perumahan karyawan. Hasil identifikasi BSI juga menunjukkan hasil yang sama, hanya saja nilainya berkebalikan dengan AVI, apabila nilai AVI tinggi maka nilai pada BSI adalah rendah. Rentang yang dihasilkan oleh BSI adalah (-1,6) hingga 0,4. Nilai (-1,6) ini adalah objek vegetasi, karena BSI lebih peka terhadap lahan terbuka karena memanfaatkan saluran inframerah tengah maka objek yang teridentifikasi lahan terbuka adalah yang memiliki nilai (+), pada area penelitian ini yang memiliki nilai 0,4. Kedua variabel ini memiliki korelasi atau hubungan yang kuat sesuai dengan kondisi di lapangan.

Kedua variabel ini dilakukan PCA (*Principle Component Analysis*) guna mendapatkan citra baru dengan nilai piksel yang dihasilkan adalah nilai dengan korelasi terbaik antara kedua variabel (Gambar 5). Sehingga dihasilkan analisa VD (*Vegetation Density*) yaitu kepadatan vegetasi yang dihasilkan dari kombinasi kedua variabel, di mana 1 variabel indeks vegetasi saja masih kurang meyakinkan dalam proses analisa FCD. Hal ini menjadikan VD perlu ditambah 1 variabel tambahan yaitu BSI untuk memperkuat variabel indeks vegetasi. Hasil identifikasi VD untuk area penelitian adalah menghasilkan nilai rentang (-0,22) hingga 1,65 (Gambar 6).

Hasil dari pengolahan data SI di area penelitian memiliki rentang 0,75 hingga 0,89. Dari hasil pengolahan SI dapat dilihat area yang memiliki kanopi tinggi dan lebar memiliki rentang 0,89 sedangkan yang memiliki kanopi rendah dan cenderung tidak memiliki bayangan objek vegetasi memiliki nilai 0,75. SI ini mendeteksi bayangan berdasarkan kerapatan vegetasinya, semakin rapat vegetasinya semakin tidak ada bayangan terbentuk sama seperti pada objek kelapa sawit yang tinggi dan rapat semakin tidak ada celah bayangan terbentuk. Hasil

pengolahan TI untuk area penelitian memiliki rentang 295K – 305K, atau sekitar 22°C hingga 32°. Hasil ditujukan untuk mengetahui suhu atau tingkat evaporasi yang ada pada objek vegetasi.

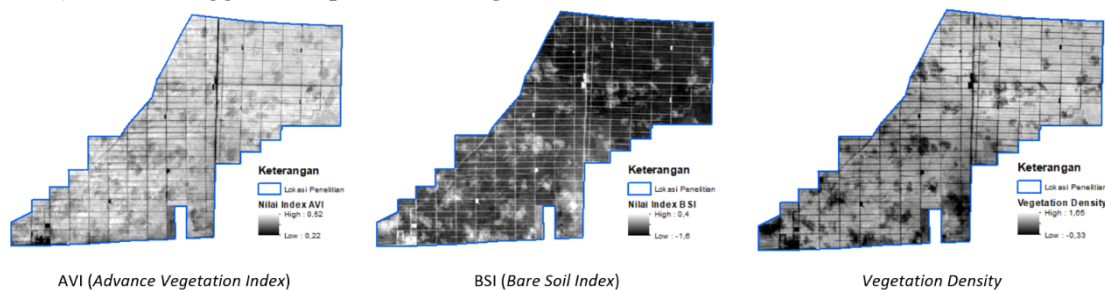
Apabila vegetasi rapat maka suhu atau tingkat evaporasi tumbuhan akan menghasilkan suhu yang rendah, sebaliknya apabila suhu yang dihasilkan tinggi dan tingkat evaporasi tumbuhan tinggi kondisi vegetasi yang ada kerapatannya rendah. Hal ini dikarenakan vegetasi pada umumnya mengikat air sehingga kelembaban terjaga dan suhu cenderung lebih dingin. Dibandingkan area dengan sedikit vegetasi maka air yang terkandung pada vegetasi juga sedikit dan pengaruh objek lain seperti tanah terbuka di sekitar vegetasi lebih mendominasi suhu pada area tersebut. Dominasi objek selain vegetasi tidak dapat mengikat air dan cenderung memberikan pantulan panas karena struktur objek tersebut sehingga suhu juga semakin meningkat. Semakin gelap rona maka suhu semakin rendah dan semakin terang rona maka suhu semakin tinggi.

Kedua variabel ini dilakukan PCA guna mendapatkan citra baru dengan nilai piksel yang dihasilkan adalah nilai dengan korelasi terbaik antara kedua variabel. Sehingga dihasilkan analisa SSI (*Scaled Shadow Index*). PCA menggunakan platform *Google*

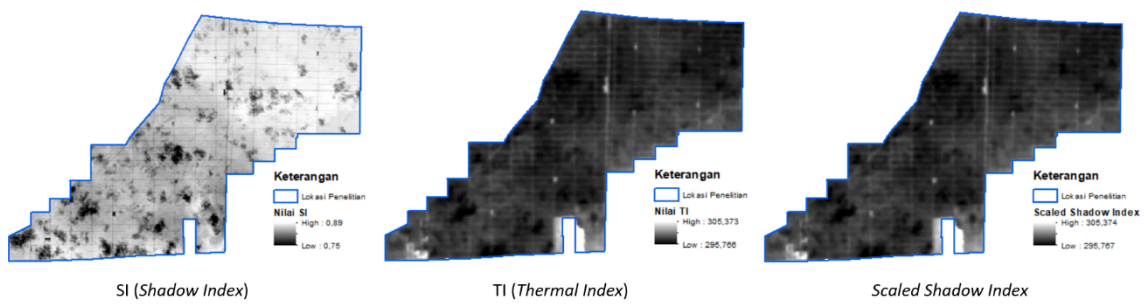
Earth Engine dengan script seperti pada gambar 7. hasil proses analisa VD (*Vegetation Density*) dapat dilihat pada gambar 8.

Hasil analisa dari kedua komponen yaitu VD dan SSI untuk analisa FCD, hasil rentang FCD yang dihasilkan adalah 0,85 hingga 21,16. Rentang ini dihasilkan dari pengolahan data menggunakan GEE dengan memasukan formula FCD. Dari hasil rentang yang dihasilkan nilai piksel FCD 21,16 adalah untuk kerapatan kanopi tinggi yang berarti memiliki umur sawit tua. Nilai 0,85 adalah lahan kosong/ non kelapa sawit/ perumahan karyawan.

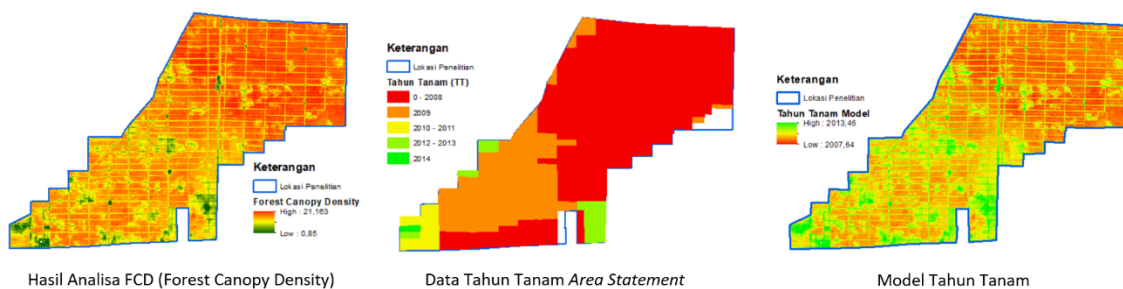
Data yang dihasilkan nantinya akan dibandingkan dengan data *area statement* yang dimiliki oleh perkebunan, data ini menjadi data untuk uji validasi model yang dihasilkan oleh FCD. Terdapat sebaran 45 sampel titik untuk uji akurasi model yang nantinya dilakukan analisa regresi dengan data informasi tahun tanam. Apabila dilihat hasil model tahun tanam yang dihasilkan dari data korelasi FCD dan data tahun tanam hampir mirip, rentang tahun tanam yang ada di area penelitian tanam tahun 2008 hingga tahun 2014, sedangkan model tahun tanam yang dihasilkan memiliki rentang tahun 2007 hingga 2013.



Gambar 4. Proses pembuatan VD (*Vegetation Density*)



Gambar 5. Proses Pembuatan SSI (*Scaled Shadow Index*)



Gambar 6. Analisa FCD (*Forest Canopy Density*) dengan Tahun Tanam di Lapangan dan Model Tahun Tanam yang Dihasilkan

Hasil validasi model FCD dengan tahun tanam di lapangan dilakukan uji statistik dan dihasilkan nilai regresi (R^2) sebesar 0,39 antara model FCD yang dihasilkan dengan data tahun tanam di lapangan saling berkorelasi, memiliki nilai korelasi (R) sebesar 0,63. Dari hasil uji statistik korelasi yang didapat cukup kuat berarti ada hubungan antara model yang dihasilkan dengan tahun tanam yang ada di lapangan. RMSE (*Root Mean Square Error*) dari model tahun tanam yang dihasilkan adalah sebesar 0,661. Nilai RMSE yang dihasilkan sangat kecil sehingga model yang dihasilkan dapat dijadikan acuan dalam penentuan model penentuan tahun tanam.

Hasil model identifikasi tahun tanam yang dihasilkan mendekati kondisi di lapangan, kesalahan kecil terkait tahun tanam yang teridentifikasi terjadi karena mungkin hasil dugaan tahun tanam yang ada di lapangan atau yang ada di ARESTA (*area statement*) terdata secara umum sehingga tidak terinventarisasi dengan baik. Penggunaan

GEE untuk pemetaan umur kelapa sawit merupakan bagian dari pertanian presisi yang berguna sebagai pengambilan keputusan cerdas dalam budidaya kelapa sawit (Syarovy et al, 2023). Oleh karena itu penelitian ini masih perlu dilakukan pengembangan seperti mengombinasikan dengan citra radar. Hal ini menjadi penting mengingat wilayah penghasil sawit terbesar seperti Riau, Kalimantan Tengah, Kalimantan Barat dan Sumatera Utara berada di sekitar ekuator yang memiliki tutupan awan yang cukup tinggi (Fariz & Faniza, 2023; Databooks, 2023; Gastellu-Etchegorry, 1988). Citra radar yang mampu menembus tutupan awan yang dikombinasikan dengan citra optis mampu mendeteksi ketampakan kelapa sawit (Nugraha et al, 2023).

Pengembangan penelitian juga tidak hanya terbatas pada pengelolaan tanaman. Penggunaan GEE sebagai platform penerapan pertanian presisi sebaiknya juga diaplikasikan juga untuk pengelolaan air dan tanah (Tan et al, 2022). Aplikasi ini bisa

berupa pemetaan kelembaban tanah, kesuburan tanah dan lainnya pada area perkebunan PT. SCP. Pengembangan penelitian diperlukan guna meningkatkan referensi terkait pertanian presisi menggunakan penginderaan jauh khususnya pada platform GEE Cloud Computing.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan menunjukkan model FCD dapat dijadikan acuan dalam penentuan umur kelapa sawit. Hasil korelasi model dengan kondisi tahun tanam di lapangan melalui ARESTA adalah sebesar 0,63 atau memiliki hubungan yang kuat. Nilai RMSE dari model FCD sebesar 0,661 yang artinya nilai kesalahan sedikit dan dapat menjadi acuan model. Penelitian ini perlu dikembangkan seperti penggunaan citra radar serta juga pengaplikasian pada pengelolaan air dan tanah. Pengembangan penelitian diperlukan guna meningkatkan referensi terkait pertanian presisi menggunakan penginderaan jauh khususnya pada platform GEE Cloud Computing.

DAFTAR PUSTAKA

- Agro Sejahtera. (2000) Pengembangan Budidaya Kelapa Sawit. PT Cakra Pengembangan Agro Sejahtera
- Ariyani, R., & B.S., S. H. M. (2016). Transformasi Forest Canopy Density Dan Second Modified Soil Adjusted Vegetation Index Untuk Monitoring Degradasi Hutan Lindung Dan Taman Nasional Di Sarolangun Jambi. *Jurnal Bumi Indonesia*
- Chandrashekhar, M.B., Saran, S., Raju, P. L. N., & Roy, P. S. (2009). Forest Canopy Density Stratification: How Relevant is Biophysical Spectral Response Modelling Approach?. *Taylor & Francis*. 20:1, pp. 15- 21
- Danoedoro, P. (2012). *Pengantar Penginderaan Jauh Digital*. Andi Offset.
- Databooks. (2023). Ini Provinsi Penghasil Kelapa Sawit Terbesar pada 2022. Diakses dari <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/05/11/ini-provinsi-penghasil-kelapa-sawit-terbesar-pada-2022>
- Falensky, M. A., Sulti, A. L., Putra, R. D., & Marko, K. (2020). Application of Forest Canopy Density (FCD) Model for the Hotspot Monitoring of Crown Fire in Tebo, Jambi Province. *Journal of Geography of Tropical Environments*, 4(1).
- Fariz, T. R., & Nurhidayati, E. (2020). Mapping Land Coverage in the Kapuas Watershed Using Machine Learning in Google Earth Engine. *Journal of Applied Geospatial Information*, 4(2), 390-395.
- Fariz, T. R., & Faniza, V. (2023). Comparison of built-up land indices for building density mapping in urban environments. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2683, No. 1). AIP Publishing.
- Fauzi, A. I., Harto, A. B., Hakim, D. M., & Perdana, R. S. (2019). Analisis Degradasi Penutup Hutan Di Perkotaan Menggunakan Model Forest Canopy Density Studi Kasus: Kota Bandar Lampung. *Jurnal Mineral, Energi, dan Lingkungan*, 3(2), 107-121.
- Fitrianto, A. C., Darmawan, A., Tokimatsu, K., & Sufwandika, M. (2018). Estimating the age of oil palm trees using remote sensing technique. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 148, No. 1, p. 012020). IOP Publishing.
- Gastellu-Etchegorry, J. P. (1988). Predictive models for remotely-sensed data acquisition in Indonesia. *International Journal of Remote Sensing*, 9(7), 1277-1294.
- Intan, F. (2019). Geologi Situs Lahan Basah Saka Kawang, Kabupaten Pulang Pisau, Provinsi Kalimantan Tengah. *Tumotowa*, 2(1), 37-46.
- Nabila, R., Hidayat, W., Haryanto, A., Hasanudin, U., Iryani, D. A., Lee, S., ... & Yoo, J. (2023). Oil palm biomass in

- Indonesia: Thermochemical upgrading and its utilization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 176, 113193.
- Nugraha, D., Darmawan, S., & Hernawati, R. (2023). Oil palm plantation age modeling using the H-alpha decomposition method of Sentinel 1-A. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 2772, No. 1). AIP Publishing.
- Orusa, T., Viani, A., Cammareri, D., & Borgogno Mondino, E. (2023). A Google Earth Engine Algorithm to Map Phenological Metrics in Mountain Areas Worldwide with Landsat Collection and Sentinel-2. *Geomatics*, 3(1), 221-238.
- Petrenko, C., Paltseva, J., & Searle, S. (2016). Ecological impacts of palm oil expansion in Indonesia. Washington (US): *International Council on Clean Transportation*, 1-21.
- Rikimaru, A., Roy, P. S., & Miyatake, S. (2002). Tropical forest cover density mapping. *Tropical ecology*, 43(1), 39-47.
- Shaharum, N. S. N., Shafri, H. Z. M., Ghani, W. A. W. A. K., Samsatli, S., Al-Habshi, M. M. A., & Yusuf, B. (2020). Oil palm mapping over Peninsular Malaysia using Google Earth Engine and machine learning algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 17, 100287.
- Sitorus, W. M., Sukmono, A., & Bashit, N. (2019). Identifikasi Perubahan Kerapatan Hutan Dengan Metode Forest Canopy Density Menggunakan Citra landsat 8 Tahun 2013, 2015 dan 2018 (Studi Kasus: Taman Nasional Gunung Merbabu, Jawa Tengah). *Jurnal Geodesi Undip*, 8(1), pp. 338-347
- Syarovy, M., Nugroho, A. P., & Sutiarmo, L. (2023). Pemanfaatan Model Neural Network Dalam Generasi Baru Pertanian Presisi Di Perkebunan Kelapa Sawit. *WARTA Pusat Penelitian Kelapa Sawit*, 28(1), 39-54.
- Tan, K. P., Kanniah, K. D & Cracknell, A. P (2015). 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* February 2015, pp. 37-41.
- Tan, X. J., Cheor, W. L., Yeo, K. S., & Leow, W. Z. (2022). Expert systems in oil palm precision agriculture: A decade systematic review. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(4), 1569-1594.
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (2020). Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164, 152-170
- Tridawati, A., & Darmawan, S. (2018, June). Estimation the oil palm age based on optical remote sensing image in Landak Regency, West Kalimantan Indonesia. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 169, No. 1, p. 012063). IOP Publishing.
- Widhaningtyas, T. U., Putra, A. C. P., & Fariz, T. R. (2020). Perbandingan Metode Koreksi Topografi Pada Citra Satelit Landsat 8 Di Wilayah Gunung Telomoyo, Jawa Tengah. *Jurnal Geografi: Media Informasi Pengembangan dan Profesi Kegeografian*, 17(2), 32-38.
- Widians, J. A., Taruk, M., Fauziah, Y., & Setyadi, H. J. (2019). Decision support system on potential land palm oil cultivation using promethee with geographical visualization. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1341, No. 4, p. 042011). IOP Publishing.
- Wijayanto, A. W., Afira, N., & Nurkarim, W. (2022). Machine learning approaches using satellite data for oil palm area detection in Pekanbaru City, Riau. In *2022 IEEE International Conference on Cybernetics and Computational Intelligence (CyberneticsCom)* (pp. 84-89). IEEE.

- Yang, X., Zuo, X., Zhu, D., Xie, W., Li, Y., & Guo, S. (2022). Multi-criteria evaluation of the shadow index performance of Landsat 8 OLI images. *International Journal of Remote Sensing*, 43(14), 5125-5144.
- Zeng, J., Tan, M. L., Tew, Y. L., Zhang, F., Wang, T., Samat, N., ... & Yusop, Z. (2022). Optimization of Open-Access Optical and Radar Satellite Data in Google Earth Engine for Oil Palm Mapping in the Muda River Basin, Malaysia. *Agriculture*, 12(9), 1435.