

Estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu menggunakan citra sentinel 2 di Kecamatan Dampit, Kabupaten Malang

Ayu Putri Wahyuni, Ike Sari Astuti*, Purwanto

Universitas Negeri Malang, Jl. Semarang No. 5 Malang, Jawa Timur, Indonesia

*Penulis korespondensi, Surel: ike.sari.fis@um.ac.id

Paper received: 20-10-2022; revised: 15-11-2022; accepted: 10-12-2022

Abstract

Sugarcane is the main raw material for sugar production. Estimation of the growth phase and sugarcane productivity is very important as input in the plantation management system and decision making. Estimating the growth phase and productivity of sugarcane using remote sensing technology is challenging because sugarcane varies both spatially and temporally when compared to other crops. The utilization of Sentinel 2 imagery is expected to be an alternative in estimating sugarcane productivity. So, this study aims to estimate the growth and productivity of sugarcane using Sentinel 2 imagery in Dampit District, Malang Regency. The estimation of the sugarcane growth phase and productivity was carried out using the 10-day time-series NDVI parameter approach to determine the growth trend of sugarcane. NDVI extraction when it reaches 240 - 300 DAP is used to estimate sugarcane productivity. The estimation model was built using the random forest regression method. The results show that the sugarcane growth estimation model cannot accurately predict the sugarcane growth phase with low accuracy of -1.18 with RMSE 102 days, NRMSE 28 percent. While the productivity estimation model has a high accuracy of 0.94 with RMSE 7.23 Ton/Ha, NRMSE 18 percent, and an estimated productivity ratio of 1.02-1.05 which shows the average productivity of Sentinel 2 image is close to the productivity of the DTPHP.

Keywords: sugarcane; sentinel 2; growth phase; productivity

Abstrak

Tebu merupakan tanaman perkebunan yang menjadi bahan baku utama untuk produksi gula. Estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu sangat penting sebagai masukan dalam sistem pengelolaan perkebunan dan pengambilan keputusan. Estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu menggunakan teknologi penginderaan jauh memiliki tantangan karena tebu merupakan tanaman yang bervariasi baik secara spasial maupun temporal jika dibandingkan dengan tanaman lainnya. Pemanfaatan citra Sentinel 2 diharapkan mampu menjadi alternatif dalam estimasi produktivitas tebu. Sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengestimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu menggunakan citra Sentinel 2 di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang. Estimasi fase pertumbuhan tebu dan produktivitas dilakukan dengan menggunakan pendekatan parameter NDVI time series untuk mengetahui tren pertumbuhan tebu. Ekstraksi NDVI saat mencapai 240 - 300 HST digunakan untuk estimasi produktivitas tebu. Model estimasi dibangun menggunakan metode random forest regression. Hasil estimasi menunjukkan model estimasi pertumbuhan tebu tidak dapat melakukan estimasi fase pertumbuhan tebu secara akurat dengan akurasi yang rendah sebesar -1.18 dengan RMSE 102 hari, NRMSE 28 persen. Sedangkan, model estimasi produktivitas memiliki akurasi tinggi sebesar 0.94 dengan RMSE 7.23 Ton/Ha, NRMSE 18 persen, serta rasio produktivitas estimasi 1,02-1,05 yang menunjukkan rata-rata produktivitas citra Sentinel 2 mendekati produktivitas Dinas Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan (DTPHP).

Kata kunci: tebu; sentinel 2; fase pertumbuhan; produktivitas

1. Pendahuluan

Tebu (*Saccharum officinarum*) merupakan salah satu tumbuhan herba tahunan dari family *Poaceae* yang banyak ditanam di wilayah dengan iklim tropis dan sub tropis (Cardoso et al., 2018). Tumbuhan ini cocok ditanam di wilayah tropis dan subtropis karena membutuhkan temperatur dan kelembaban yang tinggi (Inman-Bamber, 1994; Wang et al., 2019). Di Indonesia perkebunan tebu pertama kali dibudidayakan oleh pemerintah Hindia Belanda pada tahun 1650. Varietas yang pertama kali ditanam di Indonesia adalah varietas *Black Cirebon* dan *White Jepara* (Yulianti, 2020). Saat ini luas area perkebunan tebu di Indonesia sekitar 418 ribu ha dengan produksi gula sebesar 2.12 juta Ton (BPS, 2020). Produksi gula di Indonesia pada tahun 2016-2020 cenderung mengalami penurunan, penurunan produksi gula disebabkan oleh menurunnya produktivitas perkebunan tebu. Peningkatan impor gula nasional yang cenderung semakin meningkat menjadi permasalahan yang perlu segera ditindaklanjuti. Indonesia membutuhkan perbaikan manajemen pengelolaan tanaman tebu guna meningkatkan produktivitas tebu nasional.

Produktivitas tebu dipengaruhi oleh beberapa faktor diantaranya yaitu tipologi lahan, varietas, hama atau penyakit, dan umur kemasakan tebu. Umur kemasakan tebu terjadi saat saat tebu memasuki bulan ke 9 atau pada fase pemasakan. Secara umum pertumbuhan tanaman tebu terdiri dari empat fase yaitu perkecambahan, pertunasan, pemanjangan batang, dan pemasakan. Fase perkecambahan dimulai dari umur 3 – 45 hari, fase pertunasan pada umur 46 hari – 4 bulan, fase pemanjangan batang pada umur 4 – 9 bulan, fase dan pemasakan pada umur lebih dari 9 bulan. Informasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu memiliki peran dalam pengelolaan agroekosistem dan pengambilan keputusan seperti jadwal pemupukan, waktu panen, dan penyusunan strategi pemasaran (Rahman & Robson, 2020). Pada pertumbuhan tebu mesofil daunnya memantulkan gelombang tampak dan inframerah. Pola pantulan gelombang tersebut dapat dianalisis menggunakan teknologi penginderaan jauh.

Penginderaan jauh memiliki keunggulan untuk penelitian fenomena di permukaan bumi tanpa harus kontak langsung dengan objek kajian. Proses pengukuran dan pengambilan data penginderaan jauh dilakukan menggunakan wahana seperti satelit, pesawat, dan UAV. Sensor yang terdapat pada wahana mampu mengumpulkan informasi yang ada di permukaan bumi (Murwibowo & Gunawan, 2013). Teknologi ini dapat menjadi salah satu alternatif untuk memperoleh informasi fase pertumbuhan tebu dan produktivitas tebu karena pemrosesan data dapat dilakukan lebih cepat jika dibandingkan dengan metode konvensional. Beberapa penelitian yang memanfaatkan penginderaan jauh analisis tanaman tebu diantaranya; pemanfaatan foto udara format kecil inframerah untuk identifikasi usia tanam dan kemasakan tebu (Fahmi & Widartono, 2019), estimasi produktivitas tebu dengan melakukan regresi antara NDVI dengan produktivitas tebu (Cruz et al., 2017), dan pembangunan model fenologi tanaman perkebunan menggunakan NDVI *time series* (Guo et al., 2021; Nietupski et al., 2021). Penelitian ini menggunakan pendekatan tren NDVI selama pertumbuhan tebu untuk mengestimasi fase pertumbuhan tebu dan produktivitas tebu menggunakan citra Sentinel 2. NDVI sensitif terhadap perubahan kandungan klorofil pada daun, sehingga memungkinkan digunakan dalam berbagai analisis tumbuhan (Lisboa et al., 2018).

Estimasi fase tanaman dan produktivitas tebu menggunakan teknologi penginderaan jauh di wilayah tropis seperti Indonesia memiliki beberapa tantangan yaitu persentase tutupan awan yang tinggi. Tutupan awan selama musim hujan menyebabkan objek kajian sulit untuk

dikaji, sehingga dibutuhkan sistem penginderaan jauh yang memiliki frekuensi waktu perekaman yang tinggi untuk memperoleh citra dengan tutupan awan paling minimum. Sentinel 2 menjadi teknologi penginderaan jauh yang menyediakan citra multispektral dengan resolusi spasial 10 m dan resolusi temporal 5 harian (Drusch et al., 2012). Sentinel 2 memiliki resolusi optik multispektral cukup tinggi dan banyak dimanfaatkan untuk monitoring pertanian baik skala lokal, regional, maupun global (Akbari et al., 2020; Blickensdörfer et al., 2022; Li et al., 2022; Rahman & Robson, 2020). Resolusi spasial Sentinel 2 lebih baik dalam mengekstraksi tumbuhan tebu dalam skala lokal maupun regional daripada Landsat 8 dengan resolusi spasial 30 m dan MODIS dengan resolusi spasial 250 m (Sakamoto, 2021).

Penelitian estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas menggunakan citra Sentinel 2 masih jarang ditemui, Kecamatan Dampit merupakan salah satu wilayah di Kabupaten Malang dengan perkebunan tebu yang luasnya mencapai 4014 ha. Budidaya tebu di Kecamatan Dampit mencakup tiga tipologi lahan untuk tebu yang ada di Kabupaten Malang yaitu BHL (tekstur tanah berat, tadah hujan, drainase baik), RPL (tekstur tanah ringan, pengairan semi teknis, drainase baik), dan RHL (tekstur tanah ringan, tadah hujan, drainase baik). Varietas tebu yang dibudidayakan di wilayah ini yaitu varietas masak awal tengah dan varietas masak tengah-lambat (BL), varietas BL menjadi varietas yang banyak dibudidayakan di Malang, varietas ini memiliki produktivitas tinggi hingga keprasan kedua (Muhtadi, 2019). lokasi ini cukup representatif jika digunakan untuk pembangunan model estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tanaman tebu. Sehingga berdasarkan latar belakang tersebut penelitian ini memiliki tujuan untuk: (1) Mengestimasi fase pertumbuhan tanaman tebu menggunakan Sentinel 2 di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang, (2) Mengestimasi produktivitas tanaman tebu menggunakan Sentinel 2 di Kecamatan Dampit, Kabupaten Malang.

2. Metode

2.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Kecamatan Dampit, Kabupaten Malang. Kecamatan Dampit terletak pada 112.271 BT – 112.89 BT dan 8.1806 LS – 8.0968 LS dengan topografi berupa dataran dan perbukitan dan luas sekitar 135.57 km². Kecamatan Dampit merupakan salah satu kecamatan di Kabupaten Malang dengan perkebunan tebu yang luas. Kondisi iklim Kecamatan Dampit cocok untuk dijadikan perkebunan tebu dimana wilayah ini termasuk wilayah beriklim tropis dengan suhu rata-rata tahunan 25 °C, kelembaban nisbi minimum 71%, kelembaban nisbi maksimum 94%, penyinaran matahari minimum 35%, penyinaran matahari maksimum 83%, jumlah curah hujan tahunan sebesar 2408.5 mm. Penelitian ini dilaksanakan Maret-April, Pengamatan sampel di lapangan dilakukan pada bulan Januari-Maret.

2.2. Jenis dan Sumber Data

Jenis data dalam penelitian ini terdiri dari data primer dan data sekunder. Data primer diperoleh dari hasil survei lapangan, sedangkan data sekunder dikumpulkan dari instansi terkait diantaranya Dinas Tanaman Pangan dan Hortikultura (DTPHP), *European Space Agency* (ESA), Pusat Penelitian dan Pengembangan Geologi, serta Bakosurtanal. Adapun rincian jenis dan sumber data dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Jenis dan Sumber Data yang Digunakan dalam Penelitian

No	Data	Jenis Data	Fungsi	Sumber Data
1	Citra Sentinel 2 MSI Level 2A Tahun 2019 - 2022	Sekunder	Estimasi Fase Pertumbuhan dan Produktivitas	European Space Agency (diakses melalui: google earth engine)
2	Luas dan Produktivitas Tebu Kecamatan Dampit tahun 2019-2021	Sekunder	Validasi Estimasi Produktivitas Tebu	Dinas Tanaman Pangan dan Hortikultura Kabupaten Malang
3	Shapefile Peta Geologi Lembar Turen	Sekunder	Menentukan Tipologi Lahan pada Perkebunan Tebu	Pusat Penelitian dan Pengembangan Geologi, 1992 (diakses melalui: Infogeospasial)
4	Shapefile Peta Rupa Bumi Indonesia Lembar skala 1:50.000	Sekunder	Membatasi wilayah kajian dan layout peta	Bakosurtanal 1991 (diakses melalui: Inageoportal)
5	Ground Control Point Penggunaan Lahan	Primer	Klasifikasi dan Validasi Penggunaan Lahan	Survei Lapangan
6	Ground Control Point Fase Pertumbuhan Tebu	Primer	Validasi Estimasi Fase Pertumbuhan Tebu	Survei Lapangan
7	Produktivitas Tebu-Total produksi panen per satu hektar lahan (Ton/Ha)	Primer	Estimasi Produktivitas Tebu	Survei Lapangan dan Wawancara
8	Sistem budidaya tebu	Primer	Klasifikasi produktivitas	Wawancara penyuluh pertanian

2.3. Teknik Pengumpulan Data

Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra Sentinel 2 Level 2A pada tahun 2019 - 2022. Data citra Sentinel MSI 2 Level 2A di *google earth engine* (GEE) tersedia sejak tahun 2017. Sentinel 2 MSI memiliki resolusi spasial 10 m menjadi citra multispektral *open source* terbaik untuk pemetaan tanaman tebu dalam skala menengah jika dibandingkan dengan Landsat 8 dan MODIS (Sakamoto, 2021; Wang et al., 2019). Resolusi spektral tersebut mengurangi pengaruh dari reflektan tutupan lahan lainnya yang tergabung menjadi satu pixel dengan tanaman tebu, sehingga ekstraksi tumbuhan tebu dapat lebih akurat.

Ekstraksi tanaman tebu dalam penelitian ini menggunakan citra persentase tutupan awan kurang dari 50 %. Proses klasifikasi penggunaan lahan menggunakan citra perekaman 01 Januari 2022 – 30 Januari 2022, proses klasifikasi memanfaatkan *band blue* (B2), *green* (B3), *red* (B4), *red edge 1* (B5), *red edge 2* (B6), *red edge 3* (B7), dan *near infrared* (B8), ketujuh *band* tersebut mampu membedakan kelas penggunaan lahan berdasarkan pantulan objek. Tumbuhan dengan daun yang lebat dan hijau menyerap banyak gelombang biru (*blue*) dan merah (*red*), memantulkan gelombang hijau (*green*) serta gelombang inframerah dekat (*near infrared*) (Som-ard et al., 2021), *band red edge* memiliki panjang gelombang diantara *band red*

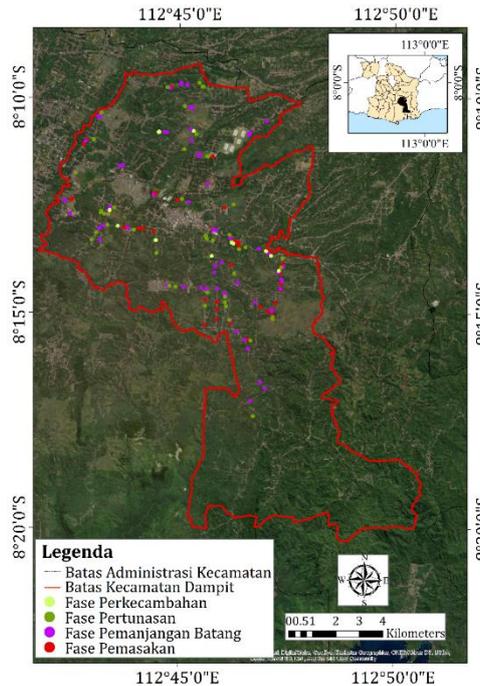
dan *band near infrared*, band ini baik dalam merekam respon tanaman terutama kandungan klorofil dan struktur daun (Saini & Ghosh, 2019).

NDVI merupakan algoritma perbandingan *band red* dan *band near infrared*, perbandingan dua *band* tersebut baik digunakan dalam analisis pertumbuhan maupun estimasi biomassa (Canata et al., 2021). Pantulan gelombang *near infrared* tinggi saat daun tebu memiliki panjang 0.8 – 1.2 m. Karakteristik jumlah gelombang *red* yang diserap dan jumlah gelombang *near infrared* yang dipantulkan juga dipengaruhi oleh kerapatan kanopi, konsentrasi klorofil daun, dan kandungan air pada daun tebu (Som-ard et al., 2021). Secara singkat deskripsi citra yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Proses Ekstraksi, Tanggal Perekaman, Persentase Awan, Jumlah Citra, dan Band yang Digunakan dalam Penelitian

Proses	Filter Tanggal Perekaman Citra	Filter Persentase Awan (%)	Jumlah Citra	Band yang digunakan
Klasifikasi Penggunaan Lahan	01 Januari 2022 – 30 Januari 2022	50	4	Blue (B2), Green (B3), Red (B4), Red Edge 1 (B5) Red Edge 2 (B6) Red Edge 3 (B7) Near Infrared (B8)
Ekstraksi Normalized Difference Index (NDVI) untuk Estimasi Fase Pertumbuhan Tebu	01 Januari 2020 – 30 Januari 2022	50	270	Red (B4), Near Infrared (B8)
Ekstraksi Normalized Difference Index (NDVI) untuk Estimasi Produktivitas Tebu	01 April 2021 – 30 Juni 2021	50	50	Red (B4), Near Infrared (B8)
Ekstraksi Normalized Difference Index (NDVI) untuk Validasi Estimasi Produktivitas Tebu	01 April 2019 – 30 Juni 2019, 01 April 2020 – 30 Juni 2020	50	40 (Tahun 2019), 32 (Tahun 2020)	Red (B4), Near Infrared (B8)

Titik pengamatan fase pertumbuhan tebu ditentukan dengan menggunakan metode *stratified random sampling* berdasarkan empat fase tumbuh tebu yaitu fase perkecambahan, fase pertunasan, fase pemanjangan batang, dan fase pemasakan, dan berdasarkan tipologi lahan untuk tebu. Titik pengamatan berupa lahan tebu dengan luas 30 m × 30 m. Pada bulan Januari dilakukan survei dan ditentukan titik-titik pengamatan yang ditunjukkan pada Gambar 1. Titik pengamatan dipilih berdasarkan pertimbangan adanya lahan tebu dan petani yang dapat diwawancarai. Total titik pengamatan berjumlah 186 titik, yang terdiri dari 12 titik sampel fase perkecambahan, 52 titik fase pertunasan, 74 titik fase pemanjangan batang, dan 48 titik fase pemasakan.



Gambar 1. Peta Titik Pengamatan Fase Tumbuh Tebu di Kecamatan Dampit

Produktivitas yang diteliti dalam penelitian ini terkait dengan produksi per hektar dari panen tebu setiap satu siklus tanam. Kriteria pengambilan sampel produktivitas dilapangan ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kriteria Pengambilan Sampel Produktivitas Tebu untuk Estimasi Produktivitas Tebu

No	Kriteria	Batasan	Rujukan
1.	Umur Tebu / Hari Setelah Tanam (HST)	8 – 10 bulan	(Mutanga et al., 2013)
2.	Tipologi Lahan Untuk Tebu	Tekstur Tanah Berat, Pengairan Tadah Hujan, Drainase Lancar (BHL) Tekstur Tanah Ringan, Pengairan Tadah Hujan, Drainase Lancar (RHL) Tekstur Tanah Ringan, Pengairan Tadah Hujan, Drainase Lancar (RPL)	(Sugiyarta, 2012)
3.	Kelas Kepras	Tanam Baru – Kepras ke 2 (Kelas I) Kepras ke 3 – Kepras ke 5 (Kelas II) Lebih dari Kepras ke 5 (Kelas III)	(Muhtadi, 2019)
4.	Varietas	Varietas Masak Tengah Lambat (BL)	(Muhtadi, 2019)

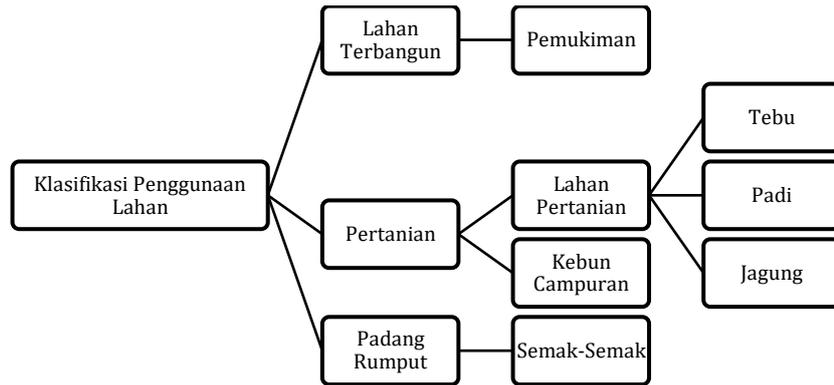
2.4. Teknik Pengolahan Data

Proses pengolahan Citra Sentinel 2 dilakukan melalui platform *Google Earth Engine*. Citra Sentinel 2 level 2A merupakan citra yang telah terkoreksi atmosferik. Langkah pertama citra dipotong sesuai dengan wilayah kajian yaitu Kecamatan Dampit. Setelah itu, Citra Sentinel 2 level 2A diurutkan berdasarkan persentase tutupan awan < 50 % menggunakan properti ‘cloud coverage evaluation’ dan ‘cloud pixel percentage’. Kemudian dilakukan masking tutupan

awan menggunakan kanal *quality assurance* (QA60). Citra Kecamatan Dampit hasil *masking* merupakan citra yang bebas dari awan dan siap untuk dilakukan proses klasifikasi lahan dan perhitungan indeks vegetasi.

2.4.1. Klasifikasi Penggunaan Lahan untuk Identifikasi Penggunaan Lahan Tebu

Proses klasifikasi penggunaan lahan dilakukan dengan menggunakan *Google Earth Engine*. Kelas lahan dibedakan berdasarkan klasifikasi penggunaan lahan menurut Anderson (1976). Adapun struktur hierarki klasifikasi penggunaan lahan ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur Hierarki Klasifikasi Penggunaan Lahan

Algoritma random forest memproses data dan mengklasifikasi data secara bootstrapping dan agregating (Breiman, 2001). Interpretasi penggunaan lahan pada citra untuk klasifikasi menggunakan 106 ground control point yang ditentukan pada 17-22 Januari 2022. Uji akurasi hasil klasifikasi penggunaan lahan dilakukan dengan pembuatan confusion matrix (Pearson, 1904) berdasarkan ground checking penggunaan lahan yang berjumlah 246 titik yang dilakukan pada bulan 15 – 20 Maret 2022. Akurasi klasifikasi penggunaan lahan ditunjukkan dengan overall accuracy dan kappa coefficient (Cohen, 1960), dari hasil klasifikasi penggunaan lahan kemudian diekstraksi lahan tebu dan dilakukan overlay dengan hasil perhitungan indeks vegetasi guna membatasi indeks vegetasi tebu.

2.4.2. Estimasi Fase Pertumbuhan Tebu di Kecamatan Dampit, Kabupaten Malang

Ekstraksi tren pertumbuhan tebu berdasarkan indeks vegetasi Citra Sentinel 2A diperoleh dari plot tanaman tebu dengan bulan panen yang sama pada periode sebelumnya. Estimasi fase pertumbuhan tebu berdasarkan tren *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) yang diperkenalkan oleh Rouse et al. 1974 (Mróz & Sobieraj, 2004). Adapun algoritma ketiga indeks (Rouse Jr et al., 1974) tersebut yaitu:

$$\text{Normalized Difference Vegetation Index} = \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red}} \quad (1)$$

Dimana *NIR* dan *Red* merupakan reflektansi dari *band near infrared* (845-855 nm), dan *band red* (630-680 nm). NDVI pada titik pengamatan dan NDVI *time series* pada siklus tanam sebelumnya dihitung dan diekstrak menggunakan *google earth engine*. NDVI *time series* 10 harian pada titik yang diketahui bulan tanam dan waktu panennya diekstrak, kemudian untuk mengatasi NDVI yang kosong akibat tertutup awan, dilakukan *savitsky golay filter*

menggunakan Google Earth Engine untuk mengurangi noise citra *time series* (R. Singh et al., 2022).

NDVI diregresikan dengan Hari Setalah Tanam untuk membangun model pertumbuhan tebu. Uji regresi dilakukan menggunakan metode *random forest regression* dengan HST sebagai variabel dependen dan NDVI sebagai variabel independen. Analisis regresi untuk estimasi fase pertumbuhan menggunakan 480 sampel umur tebu. Sampel dibagi menjadi 70 % untuk data *training* dan 30 % untuk data *testing* dengan 1000 pohon keputusan. Uji regresi dilakukan menggunakan module *Scikit-Learn* (SK-Learn) pada bahasa pemrograman *python*.

2.4.3. Estimasi Produktivitas Tebu di Kecamatan Dampit, Kabupaten Malang

Model estimasi produktivitas tanaman tebu dilakukan dengan melakukan uji regresi antara produktivitas hasil survei lapangan dengan NDVI pada saat puncak pertumbuhan tebu pada umur 8-10 bulan atau 2 bulan sebelum panen (Lofton et al., 2012; Mutanga et al., 2013). NDVI puncak tanaman tebu pada wilayah penelitian berlangsung pada bulan April-Juni, sehingga dihitung NDVI median pada bulan tersebut, Perhitungan NDVI median bertujuan untuk mengurangi efek *noise citra time series* serta meningkatkan akurasi dari *random forest regression*. Uji regresi dilakukan menggunakan metode *random forest regression* (Canata et al., 2021). Produktivitas tebu hasil survei lapangan menjadi variabel dependen sedangkan NDVI merupakan variabel independen. Uji regresi dilakukan menggunakan modul *Scikit Learn* pada bahasa pemrograman *python*. Data estimasi produktivitas dibagi menjadi 60 % data *training* dan 40 % data *testing* serta menggunakan 1000 pohon keputusan. Validasi estimasi produktivitas tebu dilakukan dengan menghitung rasio antara rata-rata produktivitas satelit dengan produktivitas tebu Dinas Tanaman Pangan, Hortikultura, Dan Perkebunan Kabupaten Malang (Octora, 2014).

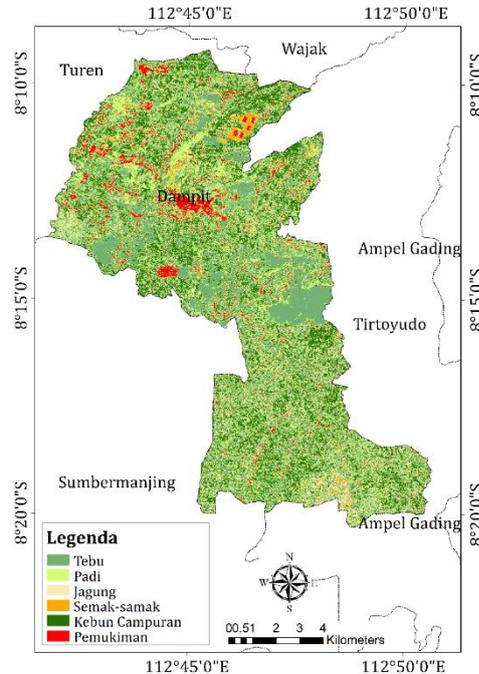
3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Klasifikasi Penggunaan Lahan untuk Identifikasi Penggunaan Lahan Tebu

Batas-batas baku penggunaan lahan pertanian tebu dibutuhkan dalam proses estimasi fase pertumbuhan dan produktivitas tebu, akan tetapi tidak terdapat inventaris batas-batas lahan baku untuk perkebunan tebu karena perkebunan tebu di Kecamatan Dampit merupakan perkebunan rakyat, dimana pada pelaksanaannya dapat mengalami perubahan penggunaan lahan menjadi jenis tanaman lainnya misalnya padi atau jagung. Batas-batas penggunaan lahan tebu ditentukan dengan melakukan klasifikasi terbimbing menggunakan klasifikasi *random forest*. Penggunaan lahan tebu pada citra berdasarkan tekstur dan bentuk ditunjukkan dengan bentuk persegi dengan tekstur halus dan terletak pada hamparan yang luas. Bentuk dan tekstur penggunaan lahan tebu memiliki persamaan dengan penggunaan lahan pertanian padi dan jagung, sehingga proses klasifikasi secara visual pada citra sulit untuk dilakukan. Proses klasifikasi penggunaan lahan dilakukan dengan menginterpretasi secara visual setiap penggunaan lahan berdasarkan sampel titik penggunaan lahan hasil observasi.

Hasil klasifikasi penggunaan lahan menggunakan *random forest classification* ditunjukkan pada Gambar 3. Validasi hasil klasifikasi penggunaan lahan dilakukan dengan menggunakan tabel *confusion matrix* (Tabel 4). Hasil klasifikasi lahan tebu dan non tebu menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 0.92 dengan *kappa coefficient* (k) 0.9. Klasifikasi metode *random forest* dapat digunakan untuk membedakan lahan tebu dengan non tebu

dengan akurasi yang tinggi. Berdasarkan pada hasil klasifikasi penggunaan lahan umumnya tanaman tebu ditanam pada suatu hamparan yang luas. Perkebunan tebu di Kecamatan Dampit tersebar pada beberapa hamparan lahan, beberapa perkebunan tebu ditanam pada lahan yang dahulunya merupakan perkebunan coklat, pada peta (Gambar 3) ditunjukkan pada hamparan klasifikasi penggunaan lahan tebu terluas, hamparan tersebut memiliki luas ± 2000 Ha dan menjadi perkebunan tebu terluas di Kecamatan Dampit.



Gambar 3. Peta Klasifikasi Penggunaan Lahan Kecamatan Dampit Kabupaten Malang bulan Januari Tahun 2022

Tabel 4. Uji Validasi Hasil Klasifikasi Penggunaan Lahan Januari Tahun 2022

Kelas Lahan	Tebu	Padi	Jagung	Semak-samak	Kebun	Pemukiman	Total Kolom	User Accuracy
Tebu	77	3	1	0	0	0	81	0.95
Padi	8	61	0	0	0	0	69	0.88
Jagung	1	1	26	0	0	0	28	0.92
Semak - Semak	1	2	0	15	0	0	16	0.93
Kebun	0	2	1	0	22	0	25	0.88
Pemukiman	0	0	0	0	0	27	27	1
Total Kolom	87	67	28	15	22	27	246	
<i>Produser Accuracy</i>	0.88	0.91	0.92	1	1	1		
Overall Accuracy								0.92
<i>Kappa Coefficient</i>								0.9

Hasil klasifikasi penggunaan lahan ditunjukkan pada Tabel 5. Berdasarkan hasil klasifikasi penggunaan lahan, perkebunan tebu di Kecamatan Dampit seluas 3989 Ha, sedangkan menurut Dinas Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan (DTPHP) Kabupaten Malang pada tahun 2021 luas area perkebunan tebu yaitu 4015 Ha. Luas hasil klasifikasi lebih rendah 26 Ha dari data luas lahan tebu dari DTPHP. Hasil klasifikasi

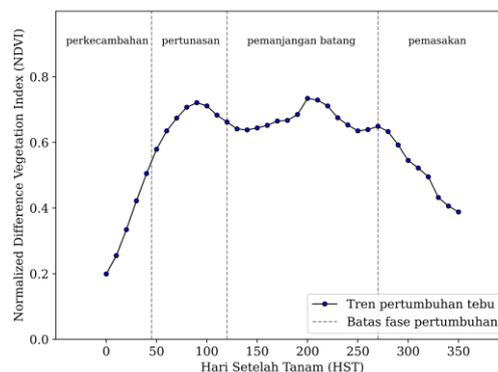
penggunaan lahan pasti memiliki kekurangan dikarenakan dinamika perubahan penggunaan lahan pada saat akuisisi citra hingga waktu pelaksanaan validasi sehingga tidak dapat dijadikan batas baku penggunaan lahan.

Tabel 5. Luas Penggunaan Lahan Januari Tahun 2022 Hasil Klasifikasi *Random Forest* di Kecamatan Dampit

Penggunaan Lahan	Luas (Ha)
Tebu	3989.52
Padi	4430.72
Jagung	2021.96
Semak-semak	279.89
Kebun Campuran	3425.26
Pemukiman	625.48

3.2. Estimasi Fase Pertumbuhan Tebu di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang

Pertumbuhan tebu dipengaruhi oleh faktor budidaya serta faktor eksternal seperti curah hujan, temperatur, maupun jumlah penyinaran matahari (Singh & Tiwari, 2018). Contoh tren pertumbuhan tebu di Kecamatan Dampit ditunjukkan pada Gambar 4. Secara umum tren pertumbuhan tebu pada fase perkecambahan (HST 0 – 40) nilai NDVI rendah karena tajuk daun tebu masih berukuran <0.2 m dan dipengaruhi oleh adanya tanah disekitar tanaman tebu (Tabel 6). Pada fase ini tebu membutuhkan banyak nutrisi untuk pertumbuhan akar dan bakal daun, serta akar dan bakal daunnya memiliki kerentanan yang tinggi terhadap serangan hama maupun penyakit. Selama fase pertunasan (HST 40 – 100) NDVI cenderung tinggi karena tajuk daun tebu telah mencapai panjang 0.8 – 1 m (Tabel 6). Pada fase ini masalah yang seringkali dihadapi petani tebu adalah kekurangan air dan serangan hama penyakit. kekurangan air dan hama penyakit menyebabkan terganggunya pertumbuhan tebu dan produktivitas tebu terutama biomassa tebu (Zhao & Li, 2015). Selain masalah tersebut kekurangan jumlah nutrisi juga sering terjadi pada fase ini, kekurangan jumlah nutrisi dapat disebabkan karena jumlah pupuk kurang memadai ataupun rusaknya akar tebu akibat serangan hama ataupun penyakit.

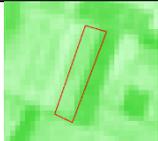
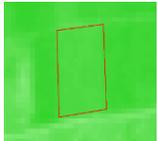
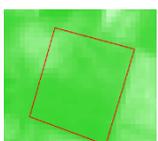


Gambar 4. Salah Satu Contoh Tren Pertumbuhan Tebu Berdasarkan *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) Time Series* 10 Harian Pada Siklus Tanam 2020 - 2021

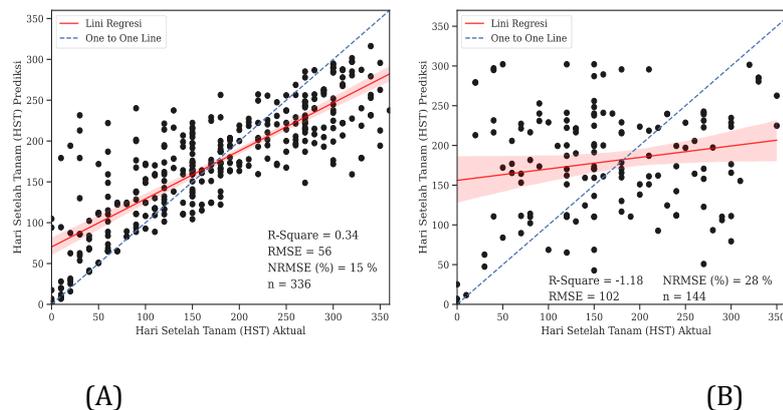
Pada saat tebu memasuki fase pemanjangan batang (HST 101 – 270) NDVI cenderung tinggi namun juga semakin berkurang seiring bertambahnya umur tebu. Pada fase ini batang tebu mengalami pertumbuhan yang signifikan (Tabel 6). Saat memasuki fase pemasakan (HST 271 - 360) NDVI akan cenderung menurun dikarenakan penurunan kandungan klorofil pada daun tebu (Fernandes et al., 2011). Pada fase ini pertumbuhan batang sudah berhenti,

pertumbuhan telah mencapai tahap akhir yaitu akumulasi rendemen tebu (Tabel 6). Tanaman tebu pada fase ini sangat dipengaruhi kondisi meteorologi wilayah seperti suhu, kelembaban tanah, curah hujan, dan jumlah penyinaran matahari (Som-ard et al., 2018). Kondisi meteorologi yang sesuai untuk tahap akhir pertumbuhan tebu terjadi saat musim kemarau, dimana pada saat itu kondisi suhu, kelembaban tanah, curah hujan, dan jumlah penyinaran matahari tinggi sehingga rendemen tebu dapat terakumulasi. Curah hujan yang tinggi menyebabkan berkurangnya rendemen pada batang tebu.

Tabel 6. Perbandingan Citra *True Color*, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), dan Kondisi di Lapangan pada Empat Fase Pertumbuhan Tebu Januari Tahun 2022

True Color	NDVI	Foto Di Lapangan	Umur	Fase Pertumbuhan
			30 HST	Fase Perkecambah an
			60 HST	Fase Pertunas an
			180 HST	Fase Pemanjangan Batang
			270 HST	Fase Pemasakan

Hasil uji regresi *random forest* menunjukkan kalibrasi model estimasi HST pada data *training* (Gambar 5A) memiliki akurasi 0.34 dengan RMSE 56 dan NRMSE 15 % yang artinya model memiliki presentase 34 % benar dan 66 % salah dalam mengestimasi HST tebu, kesalahan model dalam estimasi HST sebesar 56 hari atau 15 % dari HST tebu yang sebenarnya. Kemudian hasil validasi model estimasi memiliki akurasi -1.10 dengan RMSE 102 serta NRMSE 28 % (Gambar 5B). Akurasi model estimasi bernilai negatif (sangat rendah) dimana model memiliki kesalahan sebesar 102 Hari atau 28 % dari umur tebu yang sebenarnya. Berdasarkan pada hasil kalibrasi model pada data *training* dan validasi model pada data *testing* menunjukkan jika model tidak dapat melakukan prediksi umur tebu secara akurat karena memiliki RMSE tinggi dan perbedaan akurasi antara kalibrasi dan validasi tinggi sehingga termasuk model *overfitting*. Model *overfitting* terjadi ketika model mempelajari seluruh data ketika dilakukan *training* data untuk membangun model, namun saat validasi model tidak mampu memprediksi data baru.



Gambar 5. Plot Hari Setelah Tanam (HST) Aktual terhadap Hari Setelah Tanam (HST) Prediksi *Random Forest Regression* (A) pada Data *Training* untuk Kalibrasi, (B) pada Data *Testing* untuk Validasi

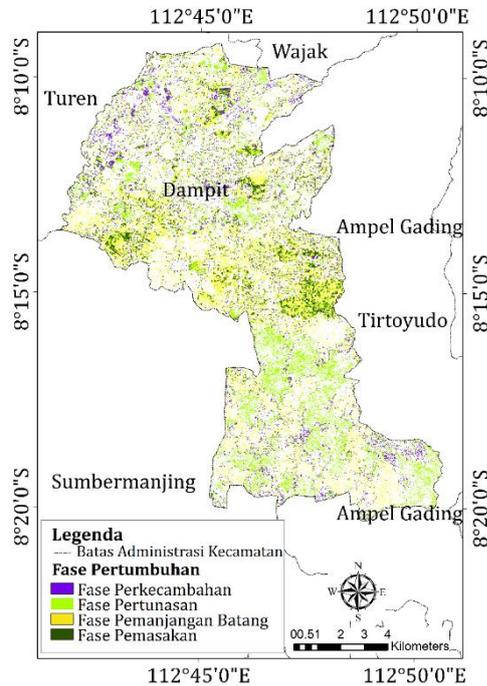
Model *overfitting* terjadi saat data yang digunakan dalam pembentukan model sangat bervariasi. Nilai NDVI yang beragam menjadi penyebab terjadinya *overfitting* pada model estimasi HST untuk menentukan fase pertumbuhan tebu. Selain itu, tutupan awan yang tinggi di wilayah tropis dan adanya perbedaan antara waktu perekaman citra Sentinel 2 dengan HST yang sebenarnya mempengaruhi data yang digunakan untuk pembentukan model. Kondisi tersebut menyebabkan estimasi fase pertumbuhan menggunakan Sentinel 2 sulit untuk diterapkan. Estimasi umur tebu sebelumnya pernah dilakukan oleh Kairupan, (2014) yang memanfaatkan tekstur citra Landsat 8 untuk mengestimasi umur tebu, hasil estimasi menunjukkan bahwa ketidakteraturan tren pertumbuhan berdasarkan tekstur citra pada setiap varietas, kelas keprasan, maupun jenis tanah menyebabkan lemahnya korelasi antara umur tebu dengan tekstur citra, sehingga estimasi umur tebu sulit untuk dilakukan. Sedangkan, Zul Fahmi & Widartono (2019) berhasil melakukan estimasi umur tebu menggunakan foto udara format kecil di sebagian Kecamatan Gamping, Godean dan Prambanan, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta. Berdasarkan pada beberapa kajian tersebut hasil estimasi fase pertumbuhan tebu menggunakan Sentinel 2 memiliki keterbatasan untuk estimasi umur tebu karena variasi pola spektral NDVI pada tumbuhan tebu yang beragam di setiap fase pertumbuhannya, adanya perbedaan waktu antara perekaman citra dengan HST, dan tutupan awan yang tinggi di wilayah Indonesia.

Tabel 7. Luas Tebu pada Setiap Fase Pertumbuhan di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang 25 Januari 2022

Fase Pertumbuhan	Luas (Ha)
Fase Perkecambahan	317
Fase Pertunasan	946
Fase Pemanjangan Batang	1961
Fase Pemasakan	766

Hasil penerapan model estimasi fase pertumbuhan tebu di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang menunjukkan jika pada bulan Januari tahun 2022 pertumbuhan tebu didominasi oleh fase pemanjangan batang (Gambar 6). Luas tanaman tebu pada fase perkecambahan seluas 317 Ha, fase pertunasan 946 Ha, fase pemanjangan batang 1961 Ha, dan fase pemasakan 766 Ha (Tabel 7). Hasil estimasi menunjukkan pada bulan Januari fase

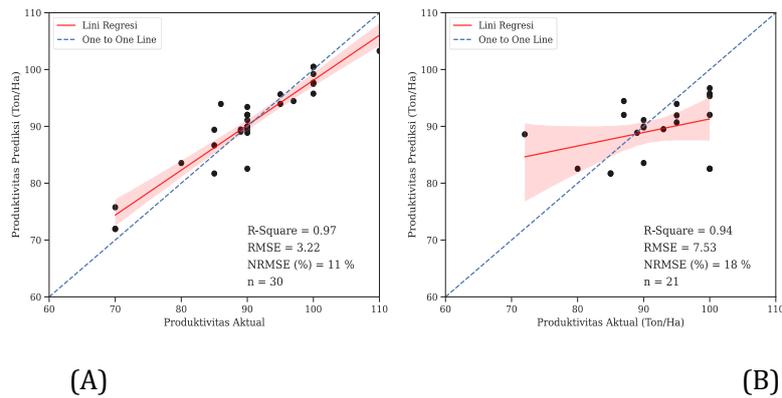
pemanjangan batang menjadi yang terluas, kemudian fase pertunasan, fase pemasakan, dan fase perkecambahan. Berdasarkan pada hasil tersebut panen tebu diperkirakan dimulai pada bulan Mei tahun 2022.



Gambar 6. Peta Estimasi Fase Pertumbuhan Tebu di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang 25 Januari 2022

3.3. Estimasi Produktivitas Tebu di Kecamatan Dampit Kabupaten Malang

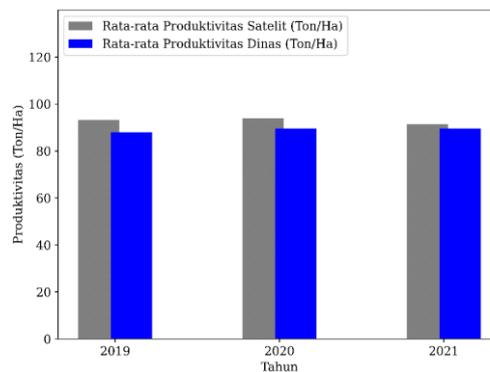
Estimasi produktivitas tebu masih bisa dilakukan berdasarkan siklus pertumbuhan tebu di wilayah kajian, meskipun estimasi fase pertumbuhan tebu menggunakan NDVI tidak dapat dilakukan, Estimasi produktivitas tebu dilakukan menggunakan NDVI median pada bulan April–Juni 2021 yang merupakan puncak pertumbuhan tebu. Estimasi dilakukan menggunakan metode uji regresi *random forest* merujuk pada penelitian Canata et al., (2021) dan pertimbangan variasi spektral tebu pada lahan yang beragam. Hasil uji regresi menunjukkan kalibrasi model pada data *training* memiliki akurasi 0.97, RMSE 3.22, dan NRMSE 11 % (Gambar 7A). Akurasi kalibrasi model menunjukkan 97 % model mampu mengestimasi produktivitas tebu dengan kesalahan sebesar 3.22 Ton/Ha atau 11 % dari produktivitas sebenarnya. Sedangkan validasi model memiliki akurasi 0.94, RMSE 7.53, dan NRMSE 18 % (Gambar 7B). Akurasi validasi model estimasi produktivitas tergolong tinggi karena lebih dari 90 %, dengan kesalahan sebesar 7.53 Ton/Ha dari produktivitas di lapangan. Akurasi pada data *training* untuk kalibrasi model dan akurasi pada data *testing* untuk validasi model menunjukkan selisih akurasi tidak berbeda jauh dengan kesalahan 5 – 7 Ton/Ha dari produktivitas sebenarnya sehingga model termasuk *well fitted*. Model *well fitted* merupakan model yang mampu mempelajari hubungan antar variabel dalam data dan mampu memprediksi data baru.



Gambar 7. Plot Produktivitas di Lapangan Tahun 2021 Terhadap Produktivitas Prediksi *Random Forest Regression* (A) pada Data *Tarining* untuk Kalibrasi, (B) pada Data *Testing* untuk Validasi

3.4. Perbandingan Produktivitas Tebu Citra Sentinel 2 dan Data Dinas Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan Tahun 2019-2021

Model diterapkan pada citra Sentinel 2 wilayah penelitian untuk mengetahui kinerja model, tingkat keakuratan model ditunjukkan dari rasio rata-rata produktivitas satelit pada tahun 2019 – 2021 terhadap rata-rata produktivitas Dinas Tanaman Pangan Hortikultura Dan Perkebunan Kabupaten Malang pada tahun 2019 – 2021 (Gambar 8).

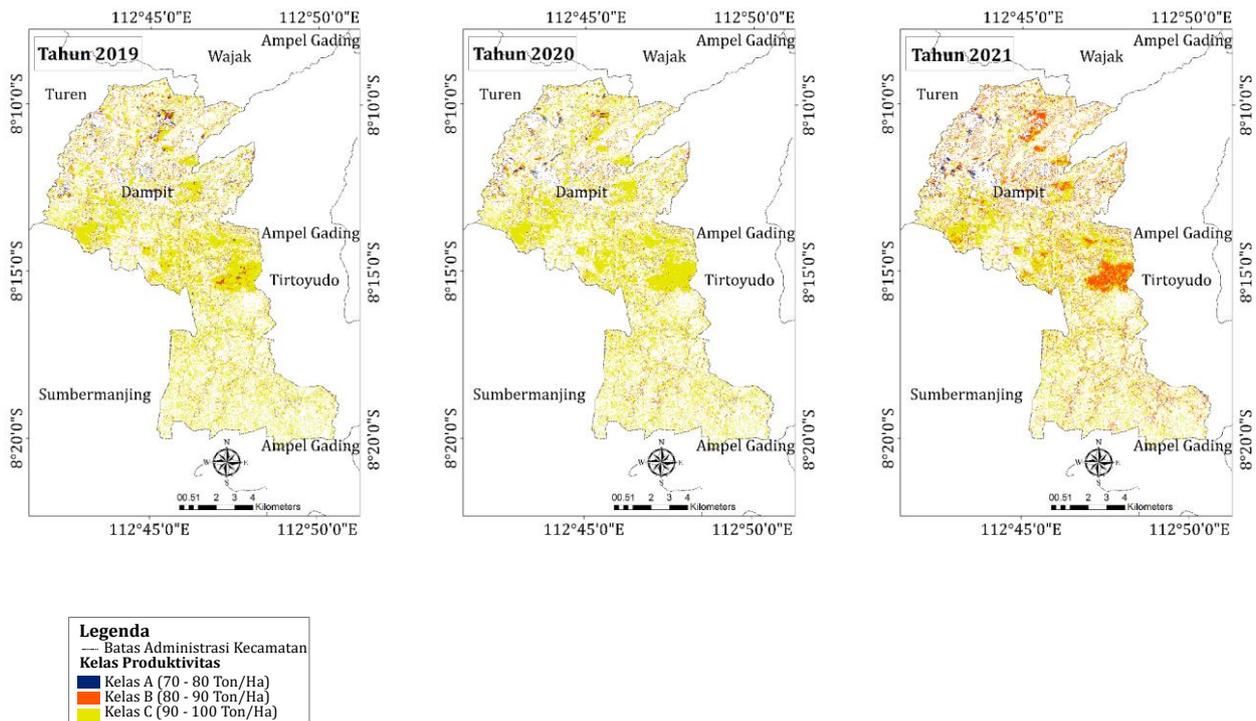


Gambar 8. Perbandingan Rata-rata Produktivitas Hasil Estimasi Citra Sentinel 2A Tahun 2019-2021 dengan Rata-rata Produktivitas Dinas Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan (DTPHP) Kabupaten Malang Tahun 2019-2021

Tabel 8. Rasio Rata-rata Produktivitas Hasil Estimasi Citra Sentinel 2A Tahun 2019 - 2021 dengan Rata-rata Produktivitas Dinas Tanaman Pangan Hortikultura dan Perkebunan (DTPHP) Kabupaten Malang Tahun 2019-2021

Tahun	Rata-rata Produktivitas Dinas (Ton/Ha)	Rata-rata Produktivitas Dinas (Ton/Ha)	Selisih (Ton/Ha)	Rasio
2019	88	93.2	+5.5	1.05
2020	89.6	93.8	+4.2	1.04
2021	89.6	91.4	+1.8	1.02

Tabel 8 menunjukkan rata-rata produktivitas model estimasi citra. Berdasarkan nilai rasio antara produktivitas hasil estimasi citra Sentinel 2A dengan produktivitas DTPHP nilainya lebih dari 1 artinya rata rata produktivitas tebu satelit lebih tinggi daripada produktivitas DTPHP. Selisih rata-rata produktivitas satelit pada tahun 2019 – 2021 berkisar 1.8 Ton/Ha hingga 5.5 Ton/Ha (Gambar 8). Berdasarkan hasil tersebut estimasi produktivitas tebu menggunakan NDVI median 2 bulan sebelum panen dan metode *random forest regression* menunjukkan akurasi yang tinggi. Penggunaan NDVI pada saat memasuki fase pemasakan mampu meningkatkan akurasi model sesuai dengan pendapat Lofton et al., (2012), Mutanga et al., (2013), dan Almeida et al., (2006).



Gambar 9. Peta Estimasi Produktivitas Tebu Berdasarkan Median *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) Bulan April-Juni Tahun 2019 - 2021

Tabel 9. Luas dan Penggunaan Pupuk pada Tiap Kelas Produktivitas Tebu Tahun 2019 - 2021

Kelas	Produktivitas (Ton/Ha)	Tahun 2019	Tahun 2020	Tahun 2021	Penggunaan Pupuk (Ton/Ha)
		Luas (Ha)	Luas (Ha)	Luas (Ha)	
A	70 - 80	227	218	257	< 1 Ton Phonska, <1 Ton ZA, 2 Ton pupuk organik
B	80 - 90	134	770	571	< 1 Ton Phonska, <1 Ton ZA, 2 Ton pupuk organik
C	90 - 100	2281	1829	2837	1 Ton Phonska, 1 Ton ZA, 2 Ton pupuk organik

Produktivitas varietas BL di Kecamatan Dampit diklasifikasikan menjadi tiga kelas produktivitas. Berdasarkan beberapa kajian literatur termasuk jurnal tidak menunjukkan aturan baku untuk klasifikasi produktivitas tebu, sehingga klasifikasi dilakukan dengan *natural break* dengan interval 10 Ton/Ha berdasarkan jumlah penggunaan pupuk pada tiap satu hektar lahan (Tabel 9). Produktivitas kelas C menjadi kelas produktivitas dominan di Kecamatan Dampit yang tersebar di wilayah dengan tipologi RPL RHL, dan BHL (Gambar 9). Jenis tanah, teknik budidaya, dan serangan hama penyakit merupakan faktor yang sangat berpengaruh terhadap produktivitas tebu di wilayah ini. Pada tipologi RHL dan RPL tebu rentan diserang hama penyakit karena jenis tanah pada tipologi ini merupakan tanah andosol dan peralihan tanah kambisol, dimana tekstur tanahnya berupa pasir dan lempung berpasir. Berdasarkan jenis tanahnya varietas masak tengah lambat kurang sesuai jika ditanam di tipologi RPL, varietas yang seharusnya ditanam pada tipologi lahan ini merupakan varietas masak awal atau awal tengah.

Produktivitas kelas A dominan tersebar pada tipologi lahan RHL dan RPL. Tipologi lahan RHL terletak dibagian utara Kecamatan Dampit berbatasan dengan Kecamatan Wajak, sedangkan tipologi RPL terletak di bagian barat wilayah Kecamatan Dampit dan berbatasan dengan Kecamatan Turen. Berdasarkan pada jenis tanahnya tipologi RHL termasuk pada jenis tanah kambisol namun karena pada lapisan atas tanah dipengaruhi abu vulkanik gunung semeru menyebabkan tekstur tanah berupa lempung berpasir. Pada tipologi lahan RPL jenis tanahnya berupa tanah andosol. Sehingga pada kedua tipologi tersebut tanah didominasi fraksi pasir. Berdasarkan hasil wawancara tanah berpasir memiliki kerentanan tinggi serangan hama lundil yang menjadi penyebab mengapa seringkali mengalami gagal panen, Soetopo (2016) juga menyebutkan jika tanah kering berpasir memiliki kerentanan tinggi terhadap hama lundil dan sangat merugikan petani tebu. Berdasarkan pemaparan oleh petani di wilayah ini, jika terjadi gagal panen produktivitas tebu hanya sebesar 40 Ton/Ha, kegagalan panen disebabkan adanya hama penyakit yang menyerang tebu seperti lundil dan tikus.

Produktivitas kelas B dan kelas C tersebar pada seluruh tipologi lahan baik pada tebu tanam baru maupun tebu keprasan. Pada tipologi lahan RHL dan RPL yang memiliki kerentanan tinggi terhadap serangan hama lundil menanam bibit tebu yang baru. Sedangkan pada tipologi BHL yang tersebar hampir seluruh wilayah Kecamatan Dampit ditanami tebu secara keprasan. Berdasarkan hasil wawancara petani memilih menanam tebu secara keprasan karena mahalnya bibit tebu dan pembongkaran lahan. Pada wilayah ini tebu dikepras lebih dari 5 kali, menurut Muhtadi (2019) tebu varietas BL memiliki produktivitas optimal hingga keprasan kedua, dan produktivitas akan menurun seiring bertambahnya frekuensi dari keprasan. Produktivitas tebu keprasan di wilayah ini dapat memenuhi produktivitas optimal hingga keprasan ke 5 karena teknik budidaya yang diterapkan yakni kepras sulam, mengolah tanah agar tetap gembur, dan mengatur jumlah pupuk yang diberikan. Bagi petani tebu yang melakukan persiapan lahannya dengan pemberian insektisida dan memberikan perawatan yang tepat selama proses pertumbuhan tebu, produktivitas tebu dapat mencapai 90 - 100 Ton/Ha sesuai pendapat Riajaya & Kadarwati (2016) yang menyebutkan produktivitas tebu varietas masak tengah lambat yang optimal yaitu 92-109 Ton/Ha.

4. Simpulan

Estimasi fase pertumbuhan tebu menggunakan Sentinel 2 di Kecamatan Dampit memiliki keterbatasan dalam estimasi umur, model estimasi menunjukkan terjadinya *overfitting*. Variasi nilai *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) pada tiap tipologi lahan

maupun varietas dan adanya tumpang tindih NDVI pada umur tanaman tebu menjadi salah satu hambatan dalam penelitian ini sehingga estimasi tidak dapat dilakukan dengan maksimal. Hasil penelitian ini menunjukkan jika estimasi fase pertumbuhan tebu membutuhkan pendekatan yang lebih kompleks tidak hanya dari nilai spektral saja, sehingga dibutuhkan penelitian lanjutan dengan menambahkan variabel pertumbuhan tebu misalnya kandungan zat gula pada tebu.

Estimasi produktivitas tebu menggunakan Sentinel 2 di Kecamatan Dampit menunjukkan antara hasil prediksi citra dengan produktivitas DTPHP memiliki rasio 1.03-1.05 yang artinya hasil prediksi mendekati nilai sebenarnya. Estimasi produktivitas tebu menggunakan Sentinel 2 disarankan dilakukan saat tebu mencapai umur 270 hari atau 2 bulan sebelum panen. Tanaman tebu merupakan tanaman yang sangat beragam baik secara spasial maupun temporal. Model estimasi produktivitas tebu ini dibuat untuk estimasi produktivitas tebu di Kecamatan Dampit yang memiliki batasan varietas, tipologi, maupun kelas keprasan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model estimasi produktivitas tebu pada varietas tebu yang lebih beragam.

Daftar Rujukan

- Akbari, E., Boloorani, A. D., Samany, N. N., Hamzeh, S., Soufizadeh, S., & Pignatti, S. (2020). Crop mapping using random forest and particle swarm optimization based on multi-temporal Sentinel-2. *Remote Sensing*, 12(9), 1449.
- Blickensdörfer, L., Schwieder, M., Pflugmacher, D., Nendel, C., Erasmi, S., & Hostert, P. (2022). Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany. *Remote Sensing of Environment*, 269, 112831.
- BPS. (2020). *Statistik Tebu Indonesia*. <https://www.bps.go.id/publication/2021/11/30/-e68b9816fa1b9b3447e4868d/statistik-tebu-indonesia-2020.html>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Canata, T. F., Wei, M. C. F., Maldaner, L. F., & Molin, J. P. (2021). Sugarcane yield mapping using high-resolution imagery data and machine learning technique. *Remote Sensing*, 13(2), 232.
- Cardoso, T. F., Watanabe, M. D. B., Souza, A., Chagas, M. F., Cavalett, O., Morais, E. R., Nogueira, L. A. H., Leal, M. R. L. V, Braunbeck, O. A., & Cortez, L. A. B. (2018). Economic, environmental, and social impacts of different sugarcane production systems. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*, 12(1), 68–82.
- Cohen, J. (1960). Kappa: Coefficient of concordance. *Educ Psych Measurement*, 20(37), 37–46.
- Cruz, G. A. Z., Vélez, E. P., Chávez, L. T., & Magdaleno, H. F. (2017). Application of remote sensing technologies for estimating sugarcane yield. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 8(7), 1575–1586.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., & Martimort, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36.
- Fahmi, L. P. Z., & Widartono, B. S. (2019). Pemanfaatan Foto Udara Format Kecil (Fufk) Inframerah Berwarna Untuk Identifikasi Usia Tanam Dan Kemasakan Tanaman Tebu (*Saccharum Officinarum*) Di Sebagian Kecamatan Gamping, Godean Dan Prambanan. *Jurnal Bumi Indonesia*, 8(3).
- Fernandes, J. L., Rocha, J. V., & Lamparelli, R. A. C. (2011). Sugarcane yield estimates using time series analysis of spot vegetation images. *Scientia Agricola*, 68(2), 139–146.
- Guo, Y., Xia, H., Pan, L., Zhao, X., Li, R., Bian, X., Wang, R., & Yu, C. (2021). Development of a new phenology algorithm for fine mapping of cropping intensity in complex planting areas using Sentinel-2 and Google Earth Engine. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(9), 587.
- Inman-Bamber, N. G. (1994). Temperature and seasonal effects on canopy development and light interception of sugarcane. *Field Crops Research*, 36(1), 41–51.
- Kairupan, D. (2014). Estimasi Umur Dan Produktivitas Tebu (*Saccharum Officinarum* L.) Menggunakan Analisis Citra Berorientasi Objek. Universitas Brawijaya.

- Li, M., Zhang, R., Luo, H., Gu, S., & Qin, Z. (2022). Crop Mapping in the Sanjiang Plain Using an Improved Object-Oriented Method Based on Google Earth Engine and Combined Growth Period Attributes. *Remote Sensing, 14*(2), 273.
- Lisboa, P. I., Damian, M. J., Cherubin, R. M., Barros, S. P. P., Fiorio, R. P., Cerri, C. C., & Cerri, E. P. C. (2018). Prediction of sugarcane yield based on NDVI and concentration of leaf-tissue nutrients in fields managed with straw removal. *Agronomy, 8*(9), 196.
- Lofton, J., Tubana, B. S., Kanke, Y., Teboh, J., Viator, H., & Dalen, M. (2012). Estimating sugarcane yield potential using an in-season determination of normalized difference vegetative index. *Sensors, 12*(6), 7529–7547.
- Mróz, M., & Sobieraj, A. (2004). Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal SPOT XS time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification. *Technical Sciences, 7*(7), 39–66.
- Muhtadi, M. (2019). Produktivitas Tebu Keprasan (*Saccharum officinarum* L.) Varietas Bululawang di Beberapa Wilayah Kabupaten Malang. Universitas Brawijaya.
- Murwibowo, P., & Gunawan, T. (2013). Aplikasi Penginderaan Jauh Dan Sistem Informasi Geografis Untuk Mengkaji Perubahan Koefisien Limpasan Permukaan Akibat Letusan Gunung Merapi Tahun 2010 Di Sub Das Gendol Yogyakarta. *Jurnal Bumi Indonesia, 2*(1).
- Mutanga, S., Van Schoor, C., Olorunju, P. L., Gonah, T., & Ramoelo, A. (2013). Determining the best optimum time for predicting sugarcane yield using hypertemporal satellite imagery. *Advances in Remote Sensing 2, 269–275*.
- Nietupski, T. C., Kennedy, R. E., Temesgen, H., & Kerns, B. K. (2021). Spatiotemporal image fusion in Google Earth Engine for annual estimates of land surface phenology in a heterogenous landscape. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 99*, 102323.
- Octora, W. (2014). *Analisis Luas Lahan Sawah Berbasis Citra Modis di Provinsi Jawa Barat Tahun 2002-2012*. Bogor: Fakultas Pertanian Institut Pertanian Bogor.
- Pearson, K. (1904). *On the theory of contingency and its relation to association and normal correlation* (Vol. 1). Dulau and Company London, UK.
- Rahman, M. M., & Robson, A. (2020). Integrating Landsat-8 and Sentinel-2 time series data for yield prediction of sugarcane crops at the block level. *Remote Sensing, 12*(8), 1313.
- Riajaya, P. D., & Kadarwati, F. T. (2016). Kesesuaian Tipe Kemasakan Varietas Tebu pada Tipologi Lahan Bertekstur Berat, Tadah Hujan, dan Drainase Lancar. *Buletin Tanaman Tembakau, Serat & Minyak Industri, 8*(2), 85–97.
- Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Deering, D. W., Schell, J. A., & Harlan, J. C. (1974). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation*.
- Saini, R., & Ghosh, S. K. (2019). Analyzing the impact of red-edge band on land use land cover classification using multispectral RapidEye imagery and machine learning techniques. *Journal of Applied Remote Sensing, 13*(4), 44511.
- Sakamoto, T. (2021). Early Classification Method for US Corn and Soybean by Incorporating MODIS-Estimated Phenological Data and Historical Classification Maps in Random-Forest Regression Algorithm. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 87*(10), 747–758.
- Singh, A., & Tiwari, A. K. (2018). Mineral nutrition in plants and its management in soil. *Emerging Trends of Plant Physiology for Sustainable Crop Production, CRC Press, New Jersey*, 281–296.
- Singh, R., Patel, N. R., & Danodia, A. (2022). Deriving Phenological Metrics from Landsat-OLI for Sugarcane Crop Type Mapping: A Case Study in North India. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1007/s12524-022-01515-w>
- Soetopo, D. (2016). Uret pada tanaman tebu dan perkembangan teknologi pengendaliannya dalam mendukung pertanian berkelanjutan. *Perspektif, 15*(2), 110–123.
- Som-ard, J., Atzberger, C., Izquierdo-Verdiguier, E., Vuolo, F., & Immitzer, M. (2021). Remote sensing applications in sugarcane cultivation: A review. *Remote Sensing, 13*(20), 4040.
- Som-ard, J., Hossain, M. D., Ninsawat, S., & Veerachitt, V. (2018). Pre-harvest sugarcane yield estimation using UAV-based RGB images and ground observation. *Sugar Tech, 20*(6), 645–657.

- Tejera, N. A., Rodés, R., Ortega, E., Campos, R., & Lluch, C. (2007). Comparative analysis of physiological characteristics and yield components in sugarcane cultivars. *Field Crops Research, 102*(1), 64–72.
- Wang, M., Liu, Z., Baig, M. H. A., Wang, Y., Li, Y., & Chen, Y. (2019). Mapping sugarcane in complex landscapes by integrating multi-temporal Sentinel-2 images and machine learning algorithms. *Land Use Policy, 88*, 104190.
- Yulianti, T. (2020). Status dan strategi teknologi pengendalian penyakit utama tebu di Indonesia status and control strategy of important sugarcane diseases in Indonesia. *Perspektif, 19*(1), 1–16.
- Zhao, D., & Li, Y. R. (2015). Climate change and sugarcane production: potential impact and mitigation strategies. *International Journal of Agronomy, 2015*.