

ESTIMASI UMUR PADI PADA CITRA SENTINEL-2 DENGAN PENDEKATAN GAUSSIAN MIXTURE MODEL

Estimation of Rice Age in Sentinel-2 Image with Gaussian Mixture Model Approach

Muhammad Ardiansyah^{1,2)*}, Khursatul Munibah¹⁾ dan Nadhifah Raniah³⁾

¹⁾ Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB University, Jl. Meranti – Kampus IPB Dramaga, Bogor, West Java 16680

²⁾ Center for Climate Risk and Opportunity Management in Southeast Asia and Pacific, IPB University, Jl. Pajajaran – Kampus IPB Baranangsiang, Bogor, West Java 16143

³⁾ Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB University, Jl. Meranti – Kampus IPB Dramaga, Bogor, West Java 16680

ABSTRACT

Monitoring the growth phase or age of rice is carried out to estimate harvest area and rice production is important to maintain food security. Remote Sensing as an indirect observation technology is able to monitor growth phases and map plant age through data processing multi-temporal rice reflectance. Currently there are many remote sensing technologies available with a variety of sensors from optic to radar, of spatial resolutions from low to high, and easy in data access from non-commercial (free) to commercial. In this research, Sentinel-2 optical images were used which have moderate spatial and temporal resolution of 5 – 10 days. This research aims to identify the age of rice plants, to map and to monitor the spatio-temporal distribution of rice age with Gaussian Mixture Model (GMM) classification using multi-temporal Sentinel-2 imagery. The GMM classification is a simple method based on density function. The research was carried out in rice fields at the Agency of Agriculture, Plantation, Food and Horticulture, Cianjur Regency, West Java Province, with observation periods from May - August 2021. The results showed that the temporal spectral response is different between the visible band (blue, green and red) and the near infrared band, where the 3 visible bands have a similar pattern with lower value than the near infrared band. The GMM classification results on multi-temporal images show that there is continuity of rice age classes in each image acquisition from 0 to 130 days after transplanting. Therefore, the GMM approach using Sentinel-2 imagery is promising for monitoring the age or growth phase of rice.

Keywords: GMM, multi-temporal, rice fields

ABSTRAK

Pemantauan fase tumbuh atau umur tanaman padi untuk memperkirakan luas panen dan produksi tanaman padi penting dilakukan untuk menjaga ketahanan pangan. Penginderaan Jauh sebagai teknologi pengamatan tidak langsung mampu memantau fase tumbuh dan memetakan umur tanaman melalui pengolahan data reflektansi padi multi temporal. Saat ini tersedia banyak teknologi Penginderaan Jauh dengan beragam sensor mulai optik sampai radar, beragam resolusi spasial mulai rendah sampai tinggi, dan kemudahan akses data dari non-komersial (gratis) sampai komersial. Pada penelitian ini digunakan citra optik Sentinel-2 yang memiliki resolusi spasial sedang dan resolusi temporal 5 – 10 hari. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi umur tanaman padi, dan memetakan serta memantau sebaran *spatio temporal* umur padi dengan klasifikasi *Gaussian Mixture Model* (GMM) menggunakan citra multi-temporal Sentinel-2. Klasifikasi GMM merupakan salah satu metode yang sederhana dengan basis fungsi kepadatan. Penelitian berlangsung di lahan sawah Dinas Pertanian, Perkebunan, Pangan, dan Hortikultura Kabupaten Cianjur, Provinsi Jawa Barat dengan waktu pengamatan dari bulan Mei – Agustus 2021. Hasil penelitian menunjukkan bahwa respons spektral temporal berbeda antara kanal tampak mata (biru, hijau, dan merah) dan kanal inframerah dekat, dimana ke-3 kanal tampak mata memiliki pola yang serupa dengan nilai yang lebih rendah dibandingkan kanal inframerah dekat. Hasil klasifikasi GMM pada citra *multi-temporal* menunjukkan adanya kontinuitas kelas umur padi pada setiap akuisisi citra mulai dari 0 sampai 130 hari setelah tanam. Oleh karena itu pendekatan GMM menggunakan citra Sentinel-2 menjanjikan digunakan untuk memantau umur atau fase tumbuh padi.

Kata Kunci: GMM, *multi-temporal*, sawah

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara dengan konsumsi beras terbesar keempat di dunia setelah China, India, dan Bangladesh. Konsumsi beras mencapai 35,4 juta metrik ton pada tahun 2021/2022 (USDA, 2022) dan menjadikan tanaman padi salah satu tanaman pangan penting dalam memenuhi kebutuhan pangan nasional di Indonesia. Salah

satu upaya untuk menjamin adanya keseimbangan antara ketersediaan dan kebutuhan pangan di suatu wilayah adalah dengan melakukan pemantauan umur tanaman yang bertujuan untuk memperoleh gambaran prediksi panen dan produksi padi. Jika prediksi tanaman pangan mampu dilakukan dengan akurat, bahkan sebelum adanya panen, maka proses menuju ketahanan pangan akan lebih mudah untuk dilakukan. Menurut Dirgahayu (2014) dan

*) Penulis Korespondensi: Telp. +62811112973; Email: ardysaja@gmail.com

DOI: <http://dx.doi.org/10.29244/jitl.26.1.21-28>

Nurtyawan *et al.* (2019) monitoring pertumbuhan dan pendugaan produksi padi, dapat membantu pemerintah mengambil kebijakan strategis untuk dapat menjaga dan meningkatkan produksi padi di suatu wilayah.

Pemantauan fase tumbuh padi dan prediksi luas panen secara konvensional telah dilakukan oleh Kementerian Pertanian melalui statistik pertanian (SP) Lahan dengan cara penaksiran pengamatan mata berdasarkan sistem blok pengairan, laporan petani, banyaknya benih yang digunakan, dan luas baku lahan (BPS dan Kementan, 2012). Menurut Triscowati (2019) metode ini mudah dilakukan tetapi banyak ketidakpastian dan akurasi data yang diperoleh sulit diuji secara statistik. Upaya perbaikan pemantauan fase pertumbuhan padi dan prediksi luas panen kemudian dilakukan oleh BPS dibantu oleh BPPT berdasarkan survei konvensional menggunakan kerangka sampel area (KSA) berukuran 300 m x 300 m. Metode ini dilakukan dengan mengumpulkan data fase tumbuh padi setiap bulan pada sejumlah sampel dipilih secara acak. Selain perkiraan berakurasi tinggi, metode KSA memiliki keterbatasan seperti biaya tinggi karena banyak sampel, dan kurangnya informasi variasi individu.

Berkembangnya teknologi penginderaan jauh dianggap dapat mengatasi masalah dari metode konvensional dalam pemantauan umur tanaman padi (Maspiyanti *et al.*, 2013). Salah satu teknologi penginderaan jauh yang dapat dilakukan dalam pemantauan umur tanaman padi yaitu menggunakan citra satelit Sentinel-2. Satelit Sentinel-2 merupakan satelit generasi baru yang diluncurkan pertama kali pada tanggal 23 Juni 2015 dengan misi menggabungkan kemampuan satelit SPOT dan LANDSAT. Satelit ini menyajikan data *real-time* karena memiliki resolusi temporal 10 hari (satelit tunggal) dan 5 hari (konstelasi gabungan). Sentinel-2 juga memberikan data dengan resolusi yang baik karena memuat 13 kanal yang terdiri dari 4 kanal pada resolusi 10 m, 6 kanal pada

resolusi 20 m, dan 3 kanal pada resolusi 60 m, serta memiliki resolusi radiometrik 12 bit (ESA, 2015).

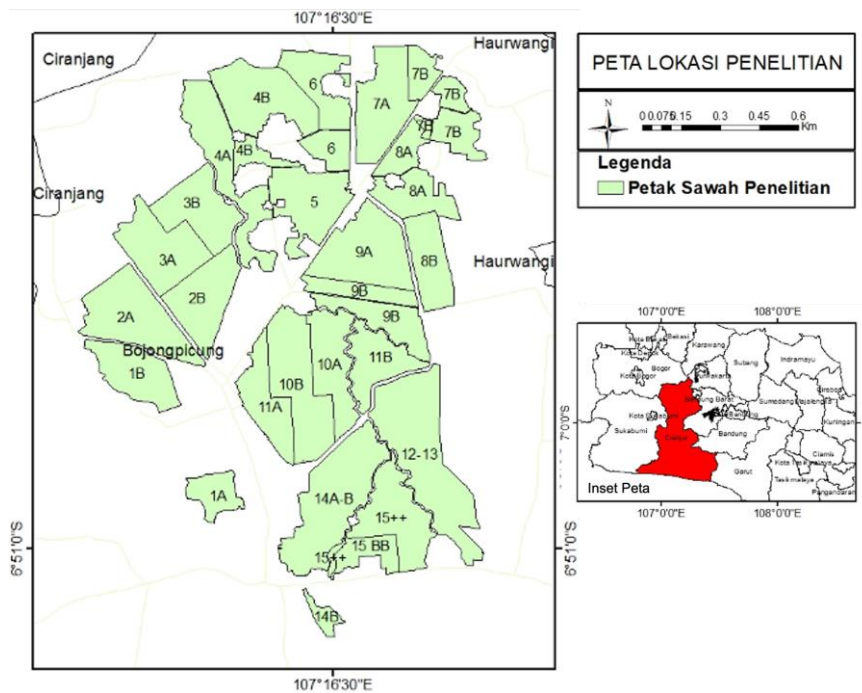
Pemantauan padi pada penelitian ini menggunakan citra Sentinel-2 hasil koreksi atmosferik, dimana umur tanaman padi diidentifikasi dan dikelompokkan dengan metode *Gaussian mixture model* (GMM). Metode ini merupakan salah satu metode yang sederhana dengan basis fungsi kepadatan (*density function*) yang terdiri dari komponen fungsi *gaussian* (Patel dan Khushawa, 2020). Pengambilan data penelitian dilakukan di daerah Kabupaten Cianjur yang merupakan salah satu pusat tanaman padi dengan luas 1.162,741 ha (BPS, 2018) tepatnya di lahan sawah yang dikelola oleh Dinas Pertanian, Perkebunan, Pangan, dan Hortikultura (DPPPH), Kabupaten Cianjur, Provinsi Jawa Barat. Oleh karena itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk pemantauan lahan sawah di daerah tersebut.

Tujuan penelitian ini adalah untuk (1) mengidentifikasi umur tanaman padi, dan (2) untuk memantau sebaran umur padi dengan klasifikasi GMM pada citra citra multi-temporal Sentinel-2.

BAHAN DAN METODE

Lokasi Penelitian

Penelitian dilaksanakan selama 5 bulan dari Mei hingga September 2021. Pengamatan dan pengambilan data umur dan fase tumbuh padi dilakukan pada hamparan sawah milik DPPPH, Kabupaten Cianjur, Provinsi Jawa Barat (Gambar 1). Letak geografis lokasi penelitian berada pada 6° 49' 0" – 6° 51' 0" LS dan 107° 15' 0" – 107° 15' 30" BT dan pada pada ketinggian 300 m dpl dengan curah hujan tahunan rata-rata adalah 2.825 mm. Interpretasi dan analisis data dilakukan di studio Divisi Penginderaan Jauh dan Informasi Spasial, Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB University.



Gambar 1. Lokasi Penelitian

Alat dan Bahan

Alat yang digunakan yaitu GPS (*Global Positioning System*), kamera, dan perangkat komputer yang dilengkapi dengan perangkat lunak Sen2Cor dan QGIS. Bahan yang diperlukan meliputi data primer dan data sekunder. Data primer berupa pengambilan data lapang dan dokumentasi. Data sekunder berupa peta lahan sawah DPPPH, Kabupaten Cianjur, dan Citra Sentinel-2 akuisisi 4, 14, dan 24 Mei; 3 dan 13 Juni; 3 dan 13 Juli; 2, 12, dan 22 Agustus yang diunduh dari laman [://scihub.copernicus.eu/](https://scihub.copernicus.eu/).

Pengumpulan Data Lapang

Data terkait umur dan fase tumbuh dikumpulkan secara langsung di lapang pada tanggal 8-9 Juni 2021 dan 13-14 Agustus 2021 dengan mengambil sebanyak 70 titik sampel (Gambar 2), yang ditetapkan dengan metode *purposive sampling*. Pengambilan data lapang dilakukan dengan mengamati pertumbuhan tanaman, mewawancarai petani pemilik/penggarap sawah di lokasi

Pengolahan Citra Sentinel-2

Koreksi Atmosferik

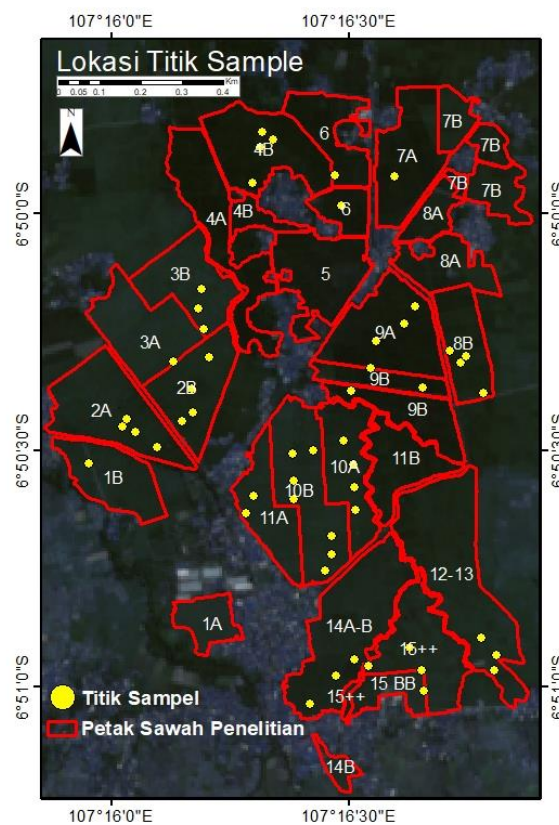
Semua citra Sentinel-2 yang diunduh tersedia dalam *ToA reflectance* (Level 1 C) dan masih dipengaruhi oleh atmosfer, sehingga perlu dilakukan koreksi untuk mengurangi gangguan atmosfer. Koreksi menggunakan perangkat lunak *command prompt* Sen2Cor, yang mengubah nilai *ToA* (*top of atmosphere*) menjadi *BoA* (*bottom of atmosphere*)

Klasifikasi Gaussian Mixture Model

Klasifikasi umur tanaman menggunakan pendekatan GMM pada aplikasi QGIS dengan *plugin Dzetsaka classification tool* (<https://github.com/nkarasiak/dzetsaka/#readme>). Klasifikasi dilakukan berdasarkan input *training sampel*, yang lokasinya bersesuaian dengan lokasi titik sampel pengukuran umur tanaman di lapangan. Posisi *training sampel* pada citra direpresentasikan dengan poligon berukuran 3 pixel × 3 pixel. Umur tanaman dikelompokkan dalam 13 kelas, dimana perbedaan umur setiap kelompok adalah 10 hari setelah tanam (Tabel 1). Proses pembelajaran dan validasi dijalankan dengan pembagian data 70% untuk *training* dan 30% untuk *testing*.

Tabel 1. Kelas umur padi di lokasi penelitian

Kelas	Umur Setelah Tanam (HST)
0	0
1	1 – 10
2	11 – 20
3	21 – 30
4	31 – 40
5	41 – 50
6	51 – 60
7	61 – 70
8	71 – 80
9	81 – 90
10	91 – 100
11	101 – 110
12	111 – 120
13	121 – 130



Gambar 2. Sebaran titik sampel

GMM adalah algoritma yang berfungsi memodelkan sejumlah data menjadi sebuah distribusi gaussian dengan parameter *mean* (μ) dan *variance* (σ^2) tertentu. Data tersebut yaitu berupa nilai-nilai piksel dari citra Sentinel-2. Pemodelan GMM dilakukan dengan membuat fungsi probabilistik (Putra *et al.*, 2017), sebagai berikut:

$$p(x|\theta) = \sum_z (x, z|\theta)$$

Dimana x adalah data, θ adalah parameter mean (μ) dan variance (σ^2), dan z adalah keanggotaan data terhadap gaussian tertentu.

Menurut Patel dan Khushawa (2020) sebuah GMM direpresentasikan sebagai kombinasi linier dari distribusi probabilitas Gaussian dan dinyatakan sebagai sebagai berikut:

$$p(X) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(X|\mu_k, \Sigma_k)$$

Dimana, K adalah jumlah komponen dalam model campuran dan π_k disebut koefisien pencampuran, yang memberikan perkiraan kepadatan setiap komponen Gaussian. Fungsi kepadatan Gaussian yang diberikan oleh $N(X|\mu_k, \Sigma_k)$, yang disebut komponen model campuran. Setiap komponen k dijelaskan oleh distribusi Gaussian dengan rata-rata μ_k , kovarians Σ_k dan koefisien pencampuran π_k .

Pendekatan ini didasarkan pada algoritma *Maximum likelihood* dan *Expectation Maximization* (EM) menggunakan fungsi *log maximum likelihood*. Untuk menghindari numerik yang sangat kecil (*numerical underflow*) karena hasil perkalian sejumlah data yang memiliki nilai peluang kecil, maka fungsi di atas dibuat *log* sebagai berikut:

$$\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left[\sum_{k=1}^K \pi_k N(X_n|\mu, \Sigma) \right]$$

Setiap iterasi pada algoritma EM mengandung dua proses yaitu: *E-step* dan *M-step*. Pada *E-step*, *hidden data* diestimasi menggunakan data terobservasi dan perkiraan model parameter. Pada *M-step*, fungsi *likelihood* (*lower bound*) dimaksimalkan dengan asumsi bahwa *hidden data* diketahui, yaitu menggunakan *hidden data* yang diestimasi pada *E-step*. Model GMM yang sudah dibuat selanjutnya digunakan pada menduga model (*classification map*) yang akan menampilkan visual hasil klasifikasi dari model GMM.

Tahap utama klasifikasi GMM dengan *Dzetsaka classification tool* dijalankan sebagai berikut:

- Buka *Dzetsaka classification tool*.
- Pilih *train algorithm* untuk mendapatkan model, *confusion matrix*, dan *overall accuracy*. Data latih dan validasi yang digunakan adalah data umur dalam satuan hari setelah tanaman (HST) dengan kombinasi 70% untuk latihan (*train*) dan 30% untuk validasi (*test*).
- Jalankan klasifikasi menggunakan hasil pemodelan di atas untuk mendapatkan daerah terklasifikasi.

Uji Akurasi Gaussian Mixture Model

Uji akurasi dilakukan untuk mengetahui kualitas dari hasil klasifikasi. Penilaian akurasi keseluruhan dilakukan dengan matriks kesalahan (*confusion matrix*), yang digunakan untuk mengetahui seberapa besar kesalahan klasifikasi dari algoritma yang digunakan (Congalton and Green, 2019). Akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) dari model didapatkan dari *tools Dzetsaka*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hubungan Umur Tanaman dan Nilai Reflektan

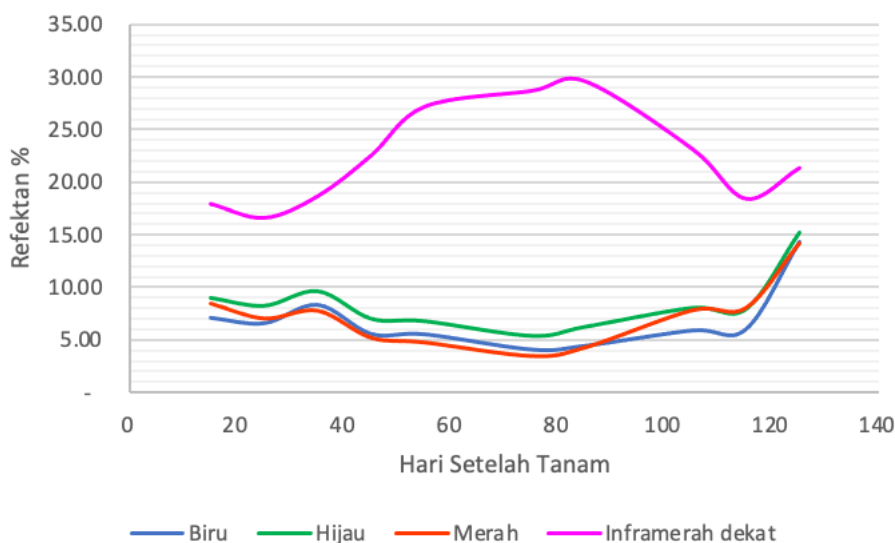
Siklus padi biasanya memakan waktu sekitar 3 – 4 bulan, tergantung pada varietas dan kondisi lingkungan, untuk tumbuh dari benih hingga tanaman dewasa. Padi mengalami tiga fase umum pertumbuhan yaitu vegetative (0 – 30 hari), generatif (31 – 60 hari), dan pematangan (61 – 96 hari). Tahap vegetatif dimulai dari perkecambahan biji hingga anakan maksimal. Tahap selanjutnya adalah tahap generatif, dimana tanaman tumbuh mulai dari inisiasi malai hingga keluarnya bunga. Fase terakhir adalah pematangan, ditandai dengan pembungaan hingga gabah matang (Bouman, 2022). Perubahan parameter agronomi ini menyebabkan variasi respon spektral tanaman padi berbeda untuk setiap umur atau fase tumbuh (Patel *et al.*, 1984; Meng dan Runkle, 2020). Respon spektral temporal citra Sentinel-2 dianalisis pada 70 titik sampel (Tabel 2) dan dikorelasikan dengan umur tanaman padi. Hubungan umur tanaman dengan nilai reflektan dengan kanal 2 (biru), 3 (hijau), 4 (merah) dan 8 (inframerah dekat) dari Sentinel-2 disajikan pada Gambar 3. Dari Gambar 3 ditunjukkan bahwa respon spektral temporal berbeda antara kanal tampak mata (biru, hijau, dan merah) dan kanal inframerah dekat. Kanal 2 (biru), 3 (hijau), dan 4 (merah) memiliki pola yang serupa dan nilai reflektan rendah. Ketiga kanal tampak mata mengalami penurunan mulai hari ke-25 setelah tanam karena tanaman menyerap spektrum ini untuk proses fotosintesis. Nilai reflektan kanal biru dan merah kurang lebih sama dan lebih rendah dari kanal hijau. Hal ini dikarenakan pada tanaman hijau radiasi utama yang diasimiliasi adalah dari spektrum biru dan merah, sedangkan spektrum hijau lebih sedikit diserap sehingga lebih banyak dipantulkan. Nilai reflektan tinggi pada kanal hijau memberi kesan warna hijau yang dilihat oleh mata manusia pada tanaman dan membedakan komponen tanaman hijau dari latar belakang (Wang *et al.*, 2018).

Respon spektral temporal dari kanal 8 (inframerah dekat) ditunjukkan oleh pola yang meningkat dan menurun dengan nilai reflektan yang tinggi. Nilai reflektan dari kanal inframerah dekat mengalami peningkatan mulai hari ke-25 setelah tanam yaitu pada fase vegetatif awal hingga generatif. Menurut Frantz *et al.* (2018) kanal 8 (infra merah dekat) merupakan salah satu dari tiga kanal infra merah yang memiliki korelasi kuat dari 13 kanal pada citra Sentinel-2. Selanjutnya Arifin *et al.* (2020) memperkuat bahwa kanal inframerah dekat yang memiliki nilai reflektan yang tinggi karena vegetasi banyak memantulkan cahaya inframerah dekat. Sebaliknya kanal merah lebih banyak diserap oleh vegetasi sehingga nilai reflektan red lebih kecil dari nilai reflektan inframerah dekat.

Tabel 2. Titik pengamatan dan umur padi

Sub blok	Jumlah titik	Umur		Fase Tumbuh		Prakira tanggal	
		8-9 Jun' 2021	13-14 Agu' 2021	8-9 Jun' 2021	13-14 Agu' 2021	Tanam	Panen
1B	1	44	110	GE	BK	25 April	2 Agustus
2A	6	44	110	GE	BK	25 April	2 Agustus
2B	6	41	107	GE	BK	28 April	5 Agustus
3A	1	49	115	GE	BK	20 April	29 Juli
3B	5	49	115	GE	BK	20 April	29 Juli
4B	5	20	86	VE	HV	19 Mei	28 Agustus
6	4	23	89	VE	HV	16 Mei	23 Juli
7A	2	30	96	VE	HV	9 Mei	16 Juli
8B	4	34	100	VE	BK	5 Mei	12 Agustus
9A	6	27	93	VE	HV	12 Mei	19 Agustus
9B	4	30	96	VE	HV	9 Mei	16 Agustus
10A	4	49	115	GE	BK	20 April	29 Juli
10B	7	41	107	GE	BK	28 April	5 Agustus
11A	3	49	115	GE	BK	20 April	29 Juli
12-13	5	38	104	GE	BK	1 Mei	9 Agustus
14A-B	3	41	107	GE	BK	28 April	5 Agustus
15++	2	44	110	GE	BK	25 April	2 Agustus
15BB	2	44	110	GE	BK	25 April	2 Agustus
Jumlah	70						

*VE: vegetatif, GE: generatif, HV: harvesting, BK: bera kering



Gambar 3. Grafik hubungan nilai reflektan dengan umur padi

Nilai reflektan dari kanal infra merah dekat dan tampak mata memiliki hubungan berbanding terbalik terhadap umur tanaman. Saat akhir fase vegetatif hingga fase generatif, nilai dari kanal infra merah dekat mengalami peningkatan, sedangkan nilai dari kanal tampak mata mengalami penurunan. Dengan bertambahnya umur biomasa tanaman dan kandungan klorofil bertambah yang membuat laju fotosintesis meningkat. Oleh karena itu, saat vegetasi melakukan fotosintesis, klorofil menyerap banyak energi dari tampak mata sehingga nilai reflektan menurun, sedangkan energi dari inframerah merah banyak dipantulan. Menurut Sujinah *et al.* (2020) umur tanaman mempengaruhi pembentukan akumulasi biomasa yang tinggi. Peningkatan biomasa tanaman diikuti oleh meningkatnya luas daun dan kandungan klorofil, yang mengarah pada peningkatan intersepsi radiasi matahari oleh tajuk dan peningkatan berat kering tanaman. Fotosintesis merupakan proses dasar dalam pembentukan hasil, dan kapasitas produksinya sangat ditentukan oleh luas daun.

Sebaliknya setelah fase generatif, nilai reflektan dari kanal inframerah dekat mengalami penurunan dan

kanal tampak mata mengalami kenaikan dikarenakan kandungan klorofil tanaman menurun yang ditunjukkan oleh tanaman padi yang menguning (Syafriyyin dan Sukojo, 2014). Menurut Zhou *et al.* (2017) daun tanaman yang mengalami penuaan akan menurunkan laju fotosintesis, metabolisme daun, kandungan klorofil, protein, dan aktivitas antioksidan.

Sebaran Spasio Temporal Umur Padi

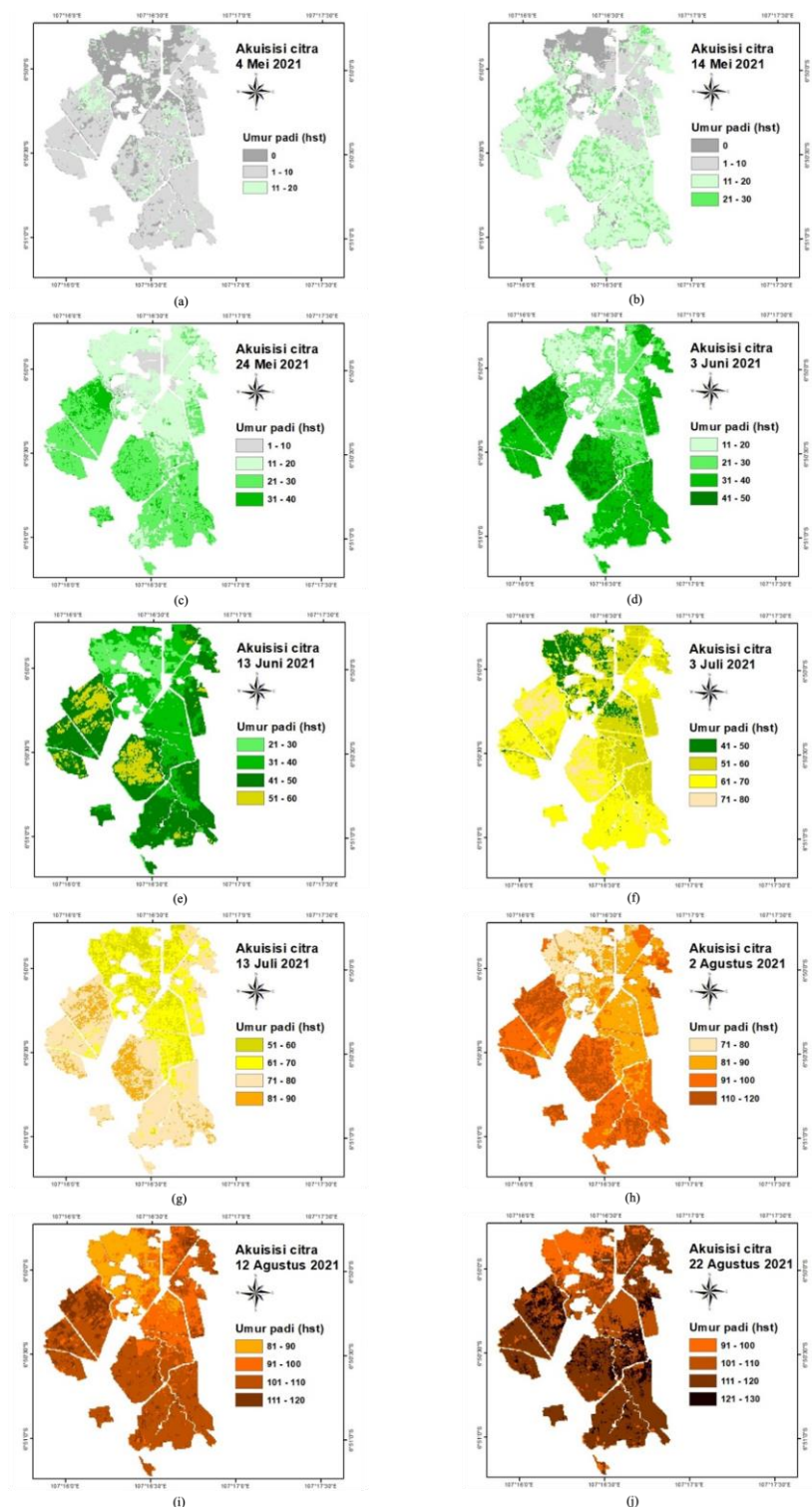
Hasil klasifikasi citra multitemporal Sentinel-2 menggunakan kanal 2, 3, 4, dan 8 dengan pendekatan GMM diperoleh 13 kelas umur tanaman padi. Sebaran spasio-temporal kelas umur padi pada setiap akuisisi citra disajikan pada Gambar 4. Pada penelitian ini hasil klasifikasi diperoleh dengan akurasi keseluruhan yang bervariasi dari 56% sampai 83% (Tabel 3). Dari Tabel tersebut diketahui bahwa terdapat 5 akuisisi dengan akurasi model lebih dari 75%, yaitu 24 Mei; 3 dan 13 Juni; 3 Juli, dan 22 Agustus 2021 dengan nilai akurasi keseluruhan berturut-turut 75%, 75%, 83%, 77%, dan 76%. Sementara citra akuisisi 4 Mei,

14 Mei, 13 Juli, dan 2 serta 12 Agustus dengan akurasi keseluruhan lebih rendah dari 75%. Tingkat akurasi klasifikasi yang rendah ini karena ada kesalahan dalam pemilihan training sampel yang tidak representatif dan adanya kelas spektral dari yang tidak teridentifikasi pada akuisisi tertentu. Awan tipis dan bayangannya serta

naungan daun akibat variasi tinggi tanaman yang menurut Septiani *et al.* (2019) dan Yang *et al.* (2022) menyebabkan reflektan dari beberapa lokasi kelas umur yang berbeda mirip, yang pada gilirannya membuat pengambilan data latih tidak merepresentasikan kelas umur.

Tabel 3. Akurasi keseluruhan hasil klasifikasi GMM

Akuisisi citra									
4 Mei	14 Mei	24 Mei	3 Jun'	13 Jun'	3 Jul'	13 Jul'	2 Agt'	12 Agt'	22 Agt'
56%	65%	75%	75%	83%	77%	67%	60%	73%	76%



Gambar 4. Sebaran *spasio temporal* kelas umur tanaman padi dari Citra Sentinel-2 akuisi (a) 4 Mei 2021, (b) 14 Mei 2021, (c) 24 Mei 2021, (d) 3 Juni 2021, (e) 13 Juni 2021, (f) 3 Juli 2021, (g) 13 Juli 2021, (h) 2 Agustus 2021, (i) 12 Agustus 2021, (j) 22 Agustus 2021

Tabel 4. Luas kelas umur padi per 10 hari menurut akuisisi citra

Fase	HST	Akuisisi citra (ha)									
		4 Mei	14 Mei	24 Mei	3 Jun ⁷	13 Jun ⁷	3 Jul	13 Jul	2 Agu ⁷	12 Agu ⁷	22 Agu ⁷
VE	0	63,44	28,75								
	1-10	160,60	55,99	12,46							
	11-20	23,08	141,26	93,74	31,82						
	21-30		21,12	120,36	65,90	28,60					
GE	31-40			20,56	117,55	77,27					
	41-50				31,85	111,76	25,50				
	51-60					29,49	76,36	29,31			
HV	61-70					119,42	65,03				
	71-80					25,84	130,40	28,15			
	81-90						22,38	72,59	34,46		
	91-100							103,92	60,30	34,59	
BK	101-110							42,46	132,35	44,72	
	111-120								20,01	138,46	
	121-130									29,35	

*VE= vegetatif, GE=generatif, HV=harvesting, BK=bera kering

Gambar 4 juga menunjukkan bahwa umur padi setiap akuisisi citra bersifat kontinu mulai dari bulan Mei hingga Agustus 2021. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa setiap akuisisi citra memiliki kelas umur padi atau fase tumbuh dominan dan antar akuisisi citra memiliki fase tumbuh dominan berbeda. Meskipun sebaran kelas umur padi terlihat dominan dan kompak pada Gambar 4, tetapi pada semua hasil klasifikasi kelas umur tampak fenomena *salt and pepper* dimana 1 pixel individu tampil sebagai 1 kelas umur. Menurut Chen *et al.* (2019) kondisi ini dapat menyebabkan klasifikasi berbasis pixel mempunyai keterbatasan dalam akurasi. Kontinuitas kelas umur padi dominan menurut akuisisi citra dapat dilihat dari luasannya pada Tabel 4, yang dicetak dengan angka tebal. Dari Tabel 4 diketahui bahwa luas tertinggi yaitu 160.60 ha dijumpai di kelas umur 1 – 10 HST pada fase vegetatif awal (4 Mei) atau lahan sawah baru ditanam, diikuti oleh kelas umur 111 – 120 HST yaitu 138.46 ha pada fase bera kering (22 Agustus) atau lahan sawah siap dipanen. Diantara 2 fase tersebut tanaman padi mengalami perubahan parameter agronomi seperti jumlah anakan, bobot, ukuran daun, *bunting*, pembungaan, atau penuaan yang membuat luas kelas umur dominan bergeser atau berlanjut pada akuisisi berikutnya. Pada akuisisi citra 14 Mei hasil klasifikasi dengan kelas umur dominan ditemukan pada umur 11 – 20 HST, selanjut kelas umur dominan pada 24 Mei adalah umur 21 – 30 HST, 3 Juni adalah umur 41 – 50 HST, dan terakhir pada akuisisi 22 Agustus kelas umur padi dominan adalah 111 – 120 HST.

SIMPULAN

Respons spektral temporal citra Sentinel-2 terhadap umur tanaman berbeda antara kanal tampak mata (biru, hijau, dan merah) dan kanal inframerah dekat. Ketiga kanal dari tampak mata memiliki pola yang serupa dan nilai yang rendah, yang mengalami penurunan mulai hari ke-25 setelah tanam karena tanaman menyerap spektrum ini untuk proses fotosintesis. Respon spektral temporal dari kanal inframerah dekat ditunjukkan oleh pola yang meningkat dan menurun dengan nilai reflektan yang tinggi, yang mengalami peningkatan mulai hari ke-25 setelah tanam yaitu pada fase vegetatif awal hingga generatif.

Hasil klasifikasi kelas umur padi dari citra multi-temporal Sentinel-2 dengan GMM diperoleh dengan akurasi

keseluruhan bervariasi dari 56% sampai 83%. Klasifikasi GMM dapat menunjukkan adanya kontinuitas kelas umur padi secara konsisten pada setiap akuisisi, dimana kelas umur 1 – 10 HST fase vegetatif awal ditemukan pada citra akuisisi 4 Mei 2021 dan di kelas umur dominan 111 – 120 HST fase bera kering ditunjukkan oleh citra akuisisi 22 Agustus 2021.

UCAPAN TERIMAKASIH

Para penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada Departemen Ilmu Tanah dan Sumber Daya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB University, khususnya Divisi Penginderaan Jauh dan Informasi Spasial, dan Dinas Pertanian, Perkebunan, Pangan, dan Hortikultura Kabupaten Cianjur, Provinsi Jawa Barat, yang telah memfasilitasi penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[BPS] Badan Pusat Statistik Kabupaten Cianjur. 2018. Luas Panen dan Produksi Padi di Kabupaten Cianjur. Cianjur (ID): Badan Pusat Statistik.

[BPS] Badan Pusat Statistik, [Kementan] Kementerian Pertanian. 2012. Buku Pedoman Pengumpulan Data Tanaman Pangan. Jakarta (ID): BPS.

[USDA] United States Department of Agriculture. 2022. <https://apps.fas.usda.gov/psdonline/circulars/grain-rice.pdf> (diakses 8 Oktober 2022).

Arifin S, Manalu J, Kartika T, Yulianto F, Jutzarika A, Mukhoriyah, Sukowati KAD, Nugroho G. 2020. Metode pemantauan eksploitasi dan reklamasi tambang batubara menggunakan data Sentinel-2. *Jurnal Penginderaan Jauh*, 17(2):123 – 133.

Bouman, B. 2022. Rice Knowledge Bank. <http://www.knowledgebank.irri.org/> (diakses 8 pada 15 Oktober 2022).

Chen Y., L.Tang, X.Yang, M. Bilal and Q. Li 2019. Object-based multi-modal convolution neural networks for building extraction using panchromatic and multispectral imagery. *Neurocomputing*, 1-26. doi:10.1016/j.neucom.2019.12.098

- Dirgahayu D., H. Noviar dan S. Anwar. 2014. Model Pertumbuhan Tanaman Padi di Pulau Sumatera Menggunakan Data EVI MODIS Multitemporal. Seminar Nasional Penginderaan Jauh.
- ESA [European Space Agency]. 2015. Sentinel-2 User Handbook Revision 2. ESA Communication, Noordwijk: 64.
- ESA [European Space Agency]. 2018. Sen2Cor. <https://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2cor/> (diakses 10 Oktober 2022)
- Frantz, D., E. Hab, A. Uhl, J. Stoffels and J. Hill 2018. Improvement of the Fmask algorithm for Sentinel-2 images: Separating clouds from bright surfaces based on parallax effects. *Remote sensing of Environment*, 215: 471 – 481.
- Maspiyanti F., M.V. Fanany and M.A. Aniati. 2013. Klasifikasi fase pertumbuhan padi berdasarkan citra hiperspektral dengan modifikasi logika fuzzy. *Jurnal Penginderaan Jauh*, 10(1): 41 – 48.
- Meng, Q. and E.S. Runkle. 2020. Growth Responses of Red-Leaf Lettuce to Temporal Spectral Changes. *Front. Plant Sci*, 11 (2020): 1 – 14. doi.org/10.3389/fpls.2020.571788.
- Nurtyawan, R., A. Saepuloh, A.B. Harto, K. Wikantika dan A. Kondoh. 2018. Satellite Imagery for Classification of Rice Growth Phase Using Freeman Decomposition in Indramayu, West Java, Indonesia. *J. of Biosciences HAYATI*, 25(3): 126 – 137.
- Patel, E. and D.S. Kushwaha. 2020. Clustering cloud workloads: K-Means vs Gaussian Mixture Model. *Procedia Computer Science*, 171:158 – 167.
- Patel, N.K., T.P. Singh, B. Sahai and M.S. Patel. 1984. Spectral response of rice crop and its relation to yield and yield attributes. *International Journal of Remote Sensing*, 6: 5: 657 – 664.
- Putra, D.K., I.I. Triasmoro dan D.A. Ratri. 2017. Simulasi dan analisis speaker recognition menggunakan metode Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC) dan Gaussian Mixture Model (GMM). *e-Proceeding of Engineering*, 4(2): 1766 – 1772.
- Septiani, R., I.P.A. Citra dan A.S.A. Nugraha. 2019. Perbandingan metode *supervised classification* dan *unsupervised classification* terhadap penutupan lahan di Kabupaten Buleleng. *Jurnal Geografi*, 16(2): 90 – 96.
- Sujinah, A. Hairmansis, P. Sasmita dan Y. Nug. 2020. Hubungan Fenologi Pertumbuhan Tanaman Padi dengan Hasil Gabah, Umur Panen, Biomasa, dan Pengaruh Pemupukan. *Penelitian Pertanian Tanaman Pangan*, 4 (2): 63 – 71
- Triscowati, D.W. 2019. Klasifikasi fase pertumbuhan padi menggunakan random forest berdasarkan data multitemporal LANDSAT-8 [Tesis]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Wang, M., J. Wang, Y. Cui, J. Liu and L. Chen. 2022. Agricultural Field Boundary Delineation with Satellite Image Segmentation for High-Resolution Crop Mapping: A Case Study of Rice Paddy. *Agronomy*, 12. doi: 10.3390/agronomy12102342
- Yang, K., H. Zhang, F. Wang and R. Lai. 2022. Extraction of Broad-Leaved Tree Crown Based on UAV Visible Images and OBIA-RF Model: A Case Study for Chinese Olive Trees. *Remote Sen.*, 14 (2469) : 1 – 23. doi.org/ 10.3390
- Zhou, W., Lv. Tengfei, Z. Yang, T. Wang, Y. Fu, Y. Chen, B. Hu and W. Ren. 2017. Morphophysiological mechanism of rice yield increase in response to optimized nitrogen management. *Scientific Reports*, 7(17226): 1 – 10.