

## KLASIFIKASI FASE TUMBUH PADI DENGAN PENDEKATAN BERBASIS OBJEK MENGGUNAKAN CITRA SENTINEL-2

### *Classification of Rice Growth Phases with an Object-Based Approach using Sentinel-2 Imagery*

**Muhammad Ardiansyah<sup>1,2)\*</sup>, Khursatul Munibah<sup>1)</sup> dan Siti Nur Saniinah<sup>3)</sup>**

<sup>1)</sup> Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB University, Jl. Meranti – Kampus IPB Dramaga, Bogor, Jawa Barat 16680

<sup>2)</sup> Center for Climate Risk and Opportunity Management in Southeast Asia and Pacific, IPB University, Jl. Pajajaran – Kampus IPB Baranangsiang, Bogor, Jawa Barat 16143

<sup>3)</sup> Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian IPB University, Jl. Meranti – Kampus IPB Dramaga, Bogor, Jawa Barat 16680

#### ABSTRACT

Monitoring rice growth aims to obtain information regarding the stages of rice growth. The information is used for management including irrigation, pest/disease warnings, fertilizer use, estimated harvest times and production. Generally, the monitoring is carried out conventionally but it requires large costs and more time consuming. Another option is to utilize remote sensing data using Sentinel-2 free satellite imagery to monitor rice growth spatio-temporally and over a wider area. Sentinel-2 is designed to support agricultural monitoring. To monitor the growth phase of rice can be done with a pixel-based classification, but this approach has limitations due to the appearance of salt and pepper in the form of individual classified pixels that affect the classification results and accuracy. The object-based image analysis approach can overcome this phenomenon and better mimic human perception of objects. This study aims to identify the growth phases of rice in Sentinel-2 imagery using an object-based classification approach, and to monitor the spatio-temporal distribution of rice growth phases. Sentinel-2 imagery with 10 acquisitions in May – August 2021 was analyzed using an object-based approach and the growth phases of rice were classified using the support vector machine (SVM) approach. The results show that the growth phase of rice can be identified and classified properly without the salt and pepper phenomenon with an object-based approach from Sentinel-2 multi-temporal imagery. The accuracy of the SVM classification model is good with an average accuracy of 81.60. The object-based SVM classification can map the distribution of rice growth phases consistently and continuously from Sentinel-2 multi-temporal images.

Keywords: OBIA, segmentation, support vector machine

#### ABSTRAK

Pemantauan pertumbuhan padi bertujuan untuk memperoleh informasi mengenai tahapan pertumbuhan padi, yang informasinya digunakan untuk pengelolaan termasuk irigasi, peringatan hama/penyakit, penggunaan pupuk, perkiraan waktu panen dan produksi. Umumnya pemantauan dilakukan secara konvensional tetapi membutuhkan biaya yang besar dan waktu yang lama. Opsi lain adalah pemanfaatan data Penginderaan Jauh menggunakan citra satelit gratis Sentinel-2 untuk memantau pertumbuhan padi secara spasio temporal dan pada wilayah yang lebih luas. Citra Sentinel-2 didesain untuk mendukung pemantauan pertanian. Untuk memantau fase tumbuh padi dapat dilakukan dengan klasifikasi berbasis piksel, tetapi pendekatan ini memiliki keterbatasan munculnya *salt and pepper* dalam bentuk pixel-pixel tunggal terklasifikasi yang mengganggu hasil dan akurasi klasifikasi. Pendekatan klasifikasi *Object-Based Image Analysis* dapat mengatasi fenomena ini dan lebih baik dalam meniru persepsi manusia terhadap objek. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi fase tumbuh padi pada citra Sentinel-2 dengan pendekatan klasifikasi berbasis objek, dan memantau sebaran spasio temporal fase tumbuh padi. Citra Sentinel-2 dengan 10 akuisisi bulan Mei – Agustus 2021 dianalisis dengan pendekatan berbasis objek dan fase tumbuh padi diklasifikasi dengan pendekatan support vector machine (SVM). Hasil penelitian menunjukkan bahwa fase tumbuh padi dapat diidentifikasi dan diklasifikasi dengan baik tanpa fenomena *salt and pepper* dengan pendekatan berbasis objek dari citra multi-temporal Sentinel-2. Ketelitian model klasifikasi SVM cukup baik dengan rata-rata akurasi 81.60. Klasifikasi SVM berbasis objek dapat memetakan sebaran fase tumbuh padi konsisten dan berlanjut dari citra multi-temporal Sentinel-2.

Kata Kunci: OBIA, segmentasi, support vector machine

#### PENDAHULUAN

Padi merupakan salah satu komoditas pangan utama masyarakat Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik (BPS, 2022) berdasarkan Survei Kerangka Sampel Area (KSA) total luas panen padi Indonesia tahun 2021 mencapai 10.41 juta hektar dengan produksi beras 54.45 juta ton

Gabah Kering Giling (GKG) dan jika dikonversikan menjadi beras maka produksi beras pada 2021 mencapai 31.36 juta ton. Sementara pada tahun 2020 total luas panen padi mencapai 10.66 juta hektar dengan produksi padi sebesar 54.65 juta ton GKG atau 31.33 juta ton beras. Dengan demikian total luas panen 2021 mengalami penurunan 2.30% atau sebanyak 245.47 ribu hektar dengan

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

penurunan produksi beras 0.45% atau 140.73 ribu ton dibandingkan dengan 2020. Upaya pencegahan penurunan produksi beras harus dilakukan, salah satunya adalah melalui pemantauan pertumbuhan padi yang dilakukan secara berkala agar produktivitas lebih optimal atau dapat dipertahankan. Pada umumnya pemantauan dilakukan secara konvensional namun membutuhkan biaya yang besar dan waktu yang lama. Oleh karena itu perlunya pendekatan lain seperti teknologi Penginderaan Jauh yang memanfaatkan citra satelit untuk memantau pertumbuhan padi secara berkala atau temporal dan mencakup area sawah yang luas.

Salah satu citra satelit yang bisa digunakan secara gratis adalah citra Sentinel-2. Citra Sentinel-2 merupakan citra satelit milik *European Space Agency* (ESA) dan pertama kali diluncurkan pada tanggal 23 Juni 2015 serta dapat diunduh melalui situs <https://scihub.copernicus.eu>. Citra ini memiliki resolusi temporal (10 hari) dan spasial yang tinggi (10 m dan 20 m) sehingga efektif digunakan untuk eksplorasi yang cukup detail dari permukaan bumi seperti pertanian dan kehutanan. Misi dari Sentinel-2 yakni mendukung layanan dan aplikasi pemantauan pertanian, manajemen bencana, dan perubahan penggunaan lahan (Phiri *et al.*, 2020).

Dalam pemantauan pertumbuhan tanaman padi, identifikasi fase tumbuh merupakan hal yang penting dilakukan. Informasi fase tumbuh padi diperlukan untuk pengelolaan termasuk irigasi, peringatan hama/penyakit, penggunaan pupuk, perkiraan waktu panen dan produksi Fase tumbuh padi, vegetatif, generatif, bera, dapat diidentifikasi pada citra Penginderaan Jauh dengan klasifikasi berbasis piksel (*pixel based*). Identifikasi dengan klasifikasi berbasis piksel sudah banyak dilakukan seperti penelitian yang dilakukan oleh Wijayanti (2018) dengan metode *Maximum Likelihood* pada citra Sentinel-2, Ramazayandi (2021) dengan metode RF pada citra Sentinel-2, Mansaray *et al.* (2019) dengan pendekatan SVM dan RF pada citra Sentinel-2, Sentinel-1, dan Landsat-8, Nirtanto (2022) dengan pendekatan *Maximum Likelihood* dan SVM pada citra Sentinel-1, Raniah (2022) dengan pendekatan *Gaussian Mixture Model* pada citra Sentinel-2, dan Mariana (2022) dengan metode SVM pada citra Sentinel-2. Namun klasifikasi berbasis piksel memiliki keterbatasan yakni munculnya fenomena *salt and pepper* yang mengganggu hasil klasifikasi citra. Menurut Blaschke *et al.* (2000) fenomena ini dianggap sebagai kebisingan yang mempengaruhi keakuratan dan visibilitas hasil klasifikasi.

Penelitian dengan klasifikasi berbasis objek atau *Object Based Image Analysis* (OBIA) masih jarang dilakukan. Dibanding klasifikasi berbasis pixel klasifikasi berbasis objek mampu menggabungkan citra dengan beragam resolusi, mampu mengintegrasikan atribut yang penting untuk analisis lanskap, dan yang paling utama yaitu klasifikasi ini dapat mengurangi efek piksel tetangga dan fenomena *salt and pepper* (Yaotong *et al.*, 2019) serta lebih baik meniru persepsi manusia terhadap objek (Blaschke, 2010). Dengan latar belakang di atas, penelitian klasifikasi fase tumbuh padi dengan OBIA pada Sentinel-2 perlu dilakukan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan memantau fase tumbuh padi dari citra Sentinel-2 multi-temporal dengan pendekatan OBIA dan memantau sebaran

spasio temporal fase tumbuh padi periode Mei – Agustus 2021.

## BAHAN DAN METODE

### Lokasi Penelitian

Penelitian dilakukan pada area persawahan Desa Hegarmanah, Kecamatan Bojongpicung, Kabupaten Cianjur, yang dikelola oleh Dinas Pertanian, Perkebunan, Pangan dan Holtikultura (DPPPH), Kabupaten Cianjur, Provinsi Jawa Barat (Gambar 1). Penelitian dilaksanakan dari Juni 2022 sampai Januari 2023. Pengolahan dan analisis data dilakukan di Laboratorium Penginderaan Jauh dan Informasi Spasial, Departemen Ilmu Tanah dan Sumberdaya Lahan, Fakultas Pertanian, IPB *University*, Bogor.

### Alat dan Bahan

Pengolahan data menggunakan seperangkat komputer yang dilengkapi dengan aplikasi perangkat lunak QGIS 3.20.2, eCognition Essentials 1.2, dan ArcMap 10.8. Bahan penelitian yang digunakan meliputi 10 akuisisi citra Sentinel-2; peta petak sawah, data awal tanam dan perkiraan panen padi dari DPPPH; dan data titik sampel pengamatan fase padi Mariana (2022) di lokasi penelitian.

### Metodologi

#### Pengolahan Citra Sentinel-2

Satelit Sentinel-2 merupakan satelit sumberdaya milik Eropa yang mengamati bumi secara sistematis dengan sensor optik yang disebut *Multi Spectral Instrument* (MSI) dalam 13 kanal spektral dengan resolusi berbeda (Boori *et al.*, 2020). Citra Sentinel-2 level 1C dengan 10 akuisisi 4, 14, 24 Mei; 3, 13 Juni; 3, 13 Juli dan 2, 12, 22 Agustus 2021 diunduh dari situs <https://scihub.copernicus.eu/>. Pada penelitian ini hanya digunakan citra dengan resolusi 10 m.

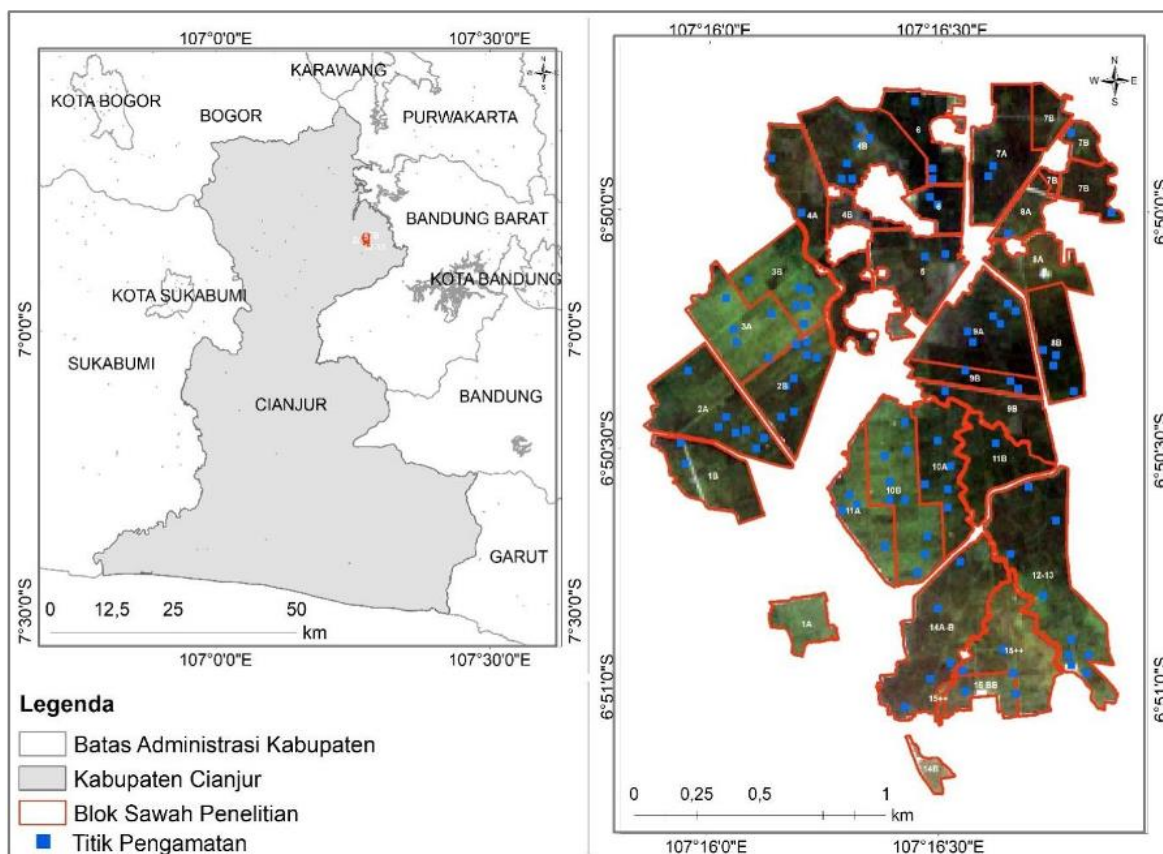
Citra Sentinel-2 Level 1C menyajikan nilai reflektan *Top Of Atmosphere* (TOA) dimana nilai tersebut tidak sama dengan *Bottom Of Atmosphere* (BOA) karena adanya pengaruh atmosfer pada saat pengambilan citranya. Pemantauan tanaman seperti perubahan fase tumbuh pada padi harus menggunakan nilai reflektan yang diukur di permukaan tanah (Rumora *et al.*, 2020), oleh karena itu citra Sentinel-2 level 1C dalam nilai reflektan TOA ditransformasi ke dalam nilai reflektan BOA, yang disebut dengan koreksi atmosferik. Pada penelitian ini koreksi atmosferik dilakukan pada perangkat lunak QGIS menggunakan pendekatan DOS 1 (*Dark Object Subtraction 1*) pada *plugin Semi-Automatic Classification Plugin* (Congedo, 2022).

#### Pengolahan Data Fase Tumbuh

Fase tumbuh padi berasal dari penelitian terdahulu yang dikumpulkan pada 8-9 Juni 2021 dan 13-14 Agustus 2021 (Mariana, 2022). Pengukuran fase tumbuh dilakukan di 70 titik sampel secara langsung di lapangan dengan mengamati dan mewawancarai petani (Tabel 1). Umur padi menurut akuisisi Sentinel-2 ditetapkan berdasarkan umur dan fase padi hasil pengamatan pada Tabel 1 dengan cara menghitung mundur atau maju awal tanam akuisisi citra (Tabel 2). Umur dan fase padi pada setiap akuisisi citra

merujuk pada IRR1 yaitu bera basah atau BB (0 hari setelah tanam [HST]), vegetatif awal atau VA (1 – 25 HST) vegetatif akhir atau VK (26 – 35 HST), generatif awal atau

GA (36 – 65 HST), generatif akhir atau GK (66 – 100 HST), dan Bera Akhir atau BK (101 – 130 HST) (Nurfaizah, 2020).



Gambar 1. Peta lokasi penelitian dan sebaran titik sampel

Tabel 1. Titik sampel dan umur padi

Sub Blok	Jumlah	Umur Padi		Fase Tumbuh		Perkiraan	
		8 Juni 2021	13 Agt. 2021	8 Juni 2021	13 Agt' 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

Tabel 2. Umur padi (HST) menurut akuisisi Sentinel-2

Sub Blok	Umur padi pada akuisisi citra (HST)									
	04-May	14-May	24-May	03-Jun	13-Jun	03-Jul	13-Jul	02-Aug	12-Aug	22-Aug
1B	9	19	29	39	49	69	79	99	109	119
2A	9	19	29	39	49	69	79	99	109	119
2B	6	16	26	36	46	66	76	96	106	116
3A	14	24	34	44	54	74	84	104	114	124
3B	14	24	34	44	54	74	84	104	114	124
4A	0	0	5	15	25	45	55	75	85	95
4B	0	0	5	15	25	45	55	75	85	95
5	0	0	8	18	28	48	58	78	88	98
6	0	0	8	18	28	48	58	78	88	98
7A	0	5	15	25	35	55	65	85	95	105
7B	0	5	15	25	35	55	65	85	95	105
8A	0	9	19	29	39	59	69	89	99	109
8B	0	9	19	29	39	59	69	89	99	109
9A	0	2	12	22	32	52	62	82	92	102
9B	0	5	15	25	35	55	65	85	95	105
10A	14	24	34	44	54	74	84	104	114	124
10B	6	16	26	36	46	66	76	96	106	116
11A	14	24	34	44	54	74	84	104	114	124
11B	0	5	15	25	35	55	65	85	95	105
12.-13	3	13	23	33	43	63	73	93	103	113
14A-B	6	16	26	36	46	66	76	96	106	116
15++	9	19	29	39	49	69	79	99	109	119
15BB	9	19	29	39	49	69	79	99	109	119

Keterangan:

BB	0	0	HST
VA	1	25	HST
VK	26	35	HST
GA	36	65	HST
GK	66	100	HST
BK	101	130	HST

**Analisis Citra Berbasis Objek**

Analisis Citra Berbasis Objek atau OBIA terkenal memiliki keunggulan dalam mengatasi kelemahan analisis citra berbasis *pixel*. OBIA pertama-tama mempartisi citra ke dalam area-area homogen dengan menerapkan segmentasi gambar, yang mengelompokkan piksel-piksel yang terhubung secara spasial dengan karakteristik serupa ke dalam segmen atau objek (Blaschke *et al.*, 2014). Kemudian metode klasifikasi diterapkan untuk mengklasifikasikan objek citra berdasarkan penciri statistik dari objek tersebut.

Dalam penelitian ini segmentasi menggunakan pendekatan *Multiresolution Segmentation* (MRS). Parameter penting yang mempengaruhi hasil segmentasi adalah skala (*scale*), bentuk (*shape*), dan kekompakan (*compactness*) (Lao *et al.*, 2022). Parameter *scale* digunakan untuk mengontrol ukuran objek gambar rata-rata luaran segmentasi dengan menentukan heterogenitas maksimum yang diizinkan antar objek. Semakin besar parameter skala yang digunakan maka jumlah objek yang dihasilkan semakin sedikit dan sebaliknya semakin kecil parameter skala yang digunakan maka semakin banyak jumlah objek yang dihasilkan (Luo *et al.*, 2013). Pada penelitian ini digunakan parameter skala 0.125; 0.25; 0.5; dan 0.75, sedangkan bentuk dan kekompakan sesuai dengan nilai *setting* perangkat (*default*) yakni 0.2 dan 0.5. Parameter skala 0.125 merupakan nilai terendah dan dipilih untuk menghasilkan jumlah objek yang banyak dengan ukuran atau luas yang sempit. Untuk memperoleh jumlah objek yang lebih sedikit dengan luas objek makin meningkat maka parameter skala diperbesar dengan kenaikan 0.125.

Klasifikasi objek citra dilakukan pada eCognition Essentials 1.2 dengan pendekatan *machine learning* SVM.

Untuk membuat model klasifikasi dengan SVM digunakan data *training* dan *testing* 70:30 dan kernel *radial basis function* (RFB). Akurasi model dinilai menggunakan matriks kesalahan. Matrik ini merupakan tabulasi antara baris dan kolom dimana hasil klasifikasi dibandingkan dengan data referensi/validasi/test yang tersedia. Nilai akurasi yang banyak digunakan yaitu akurasi keseluruhan dan nilai *kappa*. Akurasi keseluruhan menghitung diagonal matriks kesalahan yang dibagi dengan total piksel, sedangkan nilai *kappa* mempertimbangkan seluruh elemen yang terdapat pada matriks kesalahan.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**Identifikasi Fase Tumbuh Padi dari Sentinel-2 Berbasis Objek**

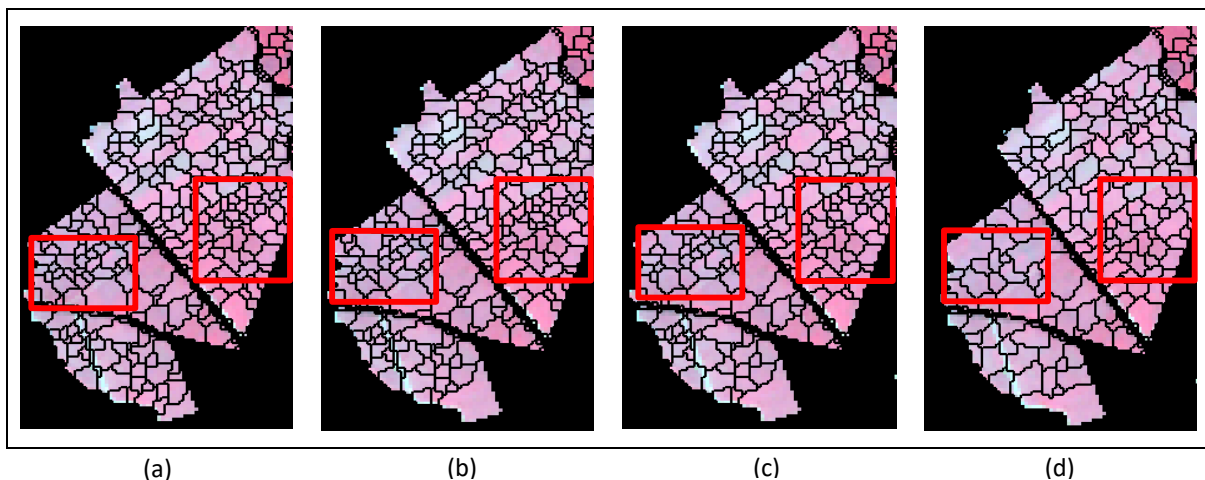
Identifikasi fase tumbuh menggunakan citra multi-temporal Sentinel-2 yang disegmentasi dengan parameter *scale* nilai reflektan 0.25. Gambar 2 menyajikan hasil segmentasi potongan citra Sentinel-2 akuisisi 13 Juli 2021 dengan *scale* 0.125; 0.25; 0.5; dan 0.75. Gambar ini menunjukkan objek yang dibatasi oleh poligon hasil partisi area-area homogen dengan pendekatan *multi resolution segmentation* (MRS). Semakin kecil nilai parameter *scale* semakin banyak area-area homogen tersegmentasi dan semakin banyak juga objek yang dibentuk dengan luas semakin sempit, sebaliknya semakin besar parameter *scale* yang digunakan semakin sedikit area-area homogen tersegmentasi dan semakin sedikit juga objek yang dihasilkan dengan luas semakin besar. Menurut Laliberte *et al.* (2004) dan Kim *et al.* (2008) parameter kunci dalam segmentasi MRS adalah *scale*. *Scale* yang terlalu besar akan

menghasilkan segmentasi yang kurang (*under segmentation*), sedangkan *scale* yang terlalu kecil akan menghasilkan segmentasi yang berlebihan (*over segmentation*). Lebih lanjut Zheng (2015), mengemukakan bahwa penggunaan nilai *scale* yang sangat kecil akan membuat objek menjadi rusak dan penggunaan nilai *scale* yang sangat besar akan membuat objek semakin tergeneralisasi dan segmen-segmen yang terbentuk tidak lagi homogen. Dari Gambar 2, dapat diketahui penggunaan parameter *scale* 0.125 membuat citra sangat tersegmentasi atau sangat detail, dimana beberapa objek hanya dibentuk oleh sedikit pixel homogen. Parameter *scale* 0.25 menunjukkan objek yang tersegmentasi cukup detail dan objek masih homogen. Pada penggunaan parameter *scale* 0.5 beberapa objek mulai digeneralisasi, sedangkan penggunaan *scale* 0.75 menghasilkan objek yang kurang tersegmentasi dan tidak homogen. Menurut Huang *et al.* (2020) objek yang terlalu tersegmentasi atau kurang tersegmentasi dan tidak homogen menyebabkan efek negatif pada hasil dan akurasi klafikasi.

Akurasi model SVM disajikan pada Tabel 3. Akurasi keseluruhan dari model bervariasi dari terendah sampai tertinggi 74.07% - 92.96%. Dari 10 akuisisi citra terdapat 8 citra dengan ketelitian model baik (> 80%) yaitu

24 Mei 2021, 3 Juli 2021, 13 Juli 2021, 12 Agustus 2021, dan 22 Agustus 2021. Akurasi tertinggi terdapat pada citra segmentasi 13 Juli 2021 (92.96%), sedangkan akurasi terendah pada citra segmentasi 3 Juni 2021 (65.55%).

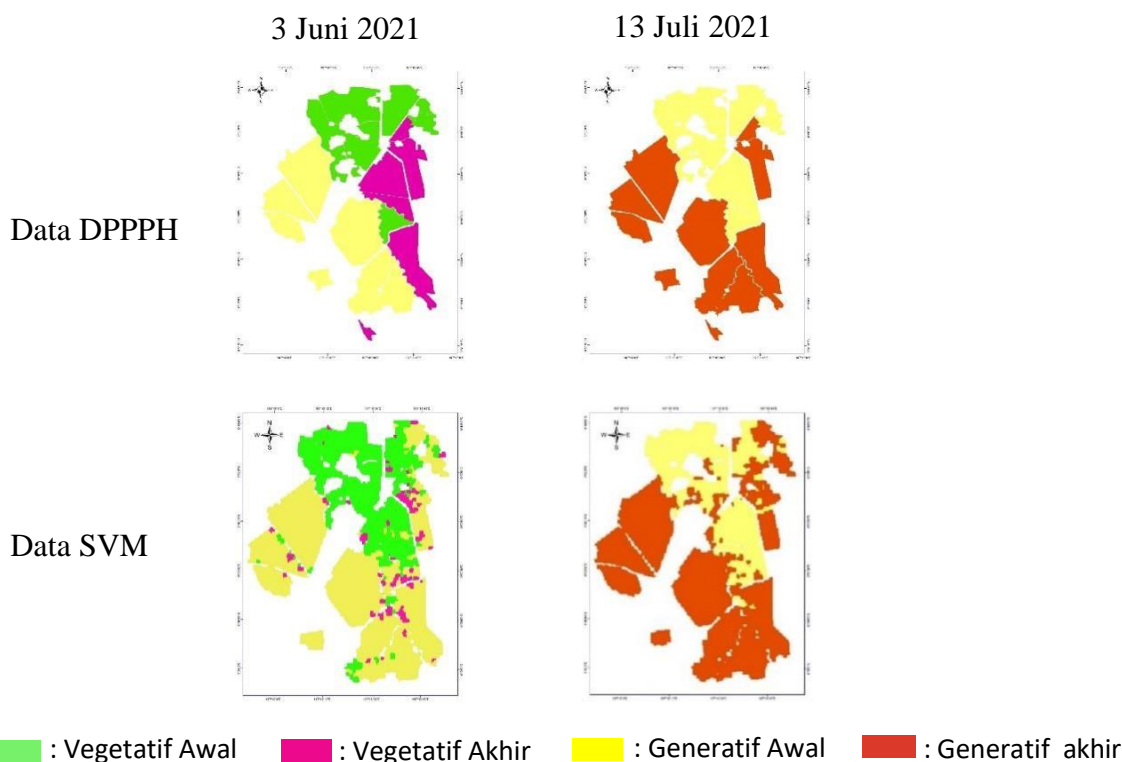
Fase tumbuh dapat diidentifikasi dan diklasifikasi pada 10 citra segmentasi adalah bera basah, vegetatif awal, vegetatif akhir, generatif awal, generatif akhir, atau bera kering dengan proporsi yang berbeda. Secara umum sebaran fase tumbuh hasil klasifikasi SVM sesuai dengan data DPPPH dan fenomena *salt and pepper* tidak muncul pada hasil klasifikasi berbasis objek. Akan tetapi, sebaran fase tumbuh yang diturunkan dari citra segmentasi akuisisi 3 Juni 2021 sedikit kurang bersesuaian dengan data DPPPH terutama pada wilayah dengan fase vegetatif akhir dan generatif awal (Gambar 3). Hal ini terjadi karena citra tersebut ada pengaruh bayangan akibat kontur tajuk padi dan naungan daun yang menyebabkan reflektansi dari beberapa lokasi fase tumbuh yang sama sangat berbeda, yang pada gilirannya membuat pengambilan data latih tidak merepresentasikan fase tumbuh. Hal ini diperkuat oleh Yang *et al.* (2022) bahwa kesalahan klasifikasi terjadi karena pengaruh sudut datang sinar matahari, naungan dari daun, kontur tajuk tanaman, dan bayangan.



Gambar 2. Hasil segmentasi objek pada parameter *scale* yang berbeda: (a) 0.125; (b) 0.25; (c) 0.5; dan (d) 0.75

Tabel 3. Akurasi model klasifikasi SVM pada citra Sentinel-2 tersegmentasi dengan *scale* parameter 0.25

Akuisisi Citra Sentinel-2	Akurasi (%)
4 Mei 2021	74.07
14 Mei 2021	79.62
24 Mei 2021	91.85
3 Juni 2021	65.55
13 Juni 2021	75.55
3 Juli 2021	86.29
13 Juli 2021	92.96
2 Agustus 2021	75.18
12 Agustus 2021	85.55
22 Agustus 2021	90.00



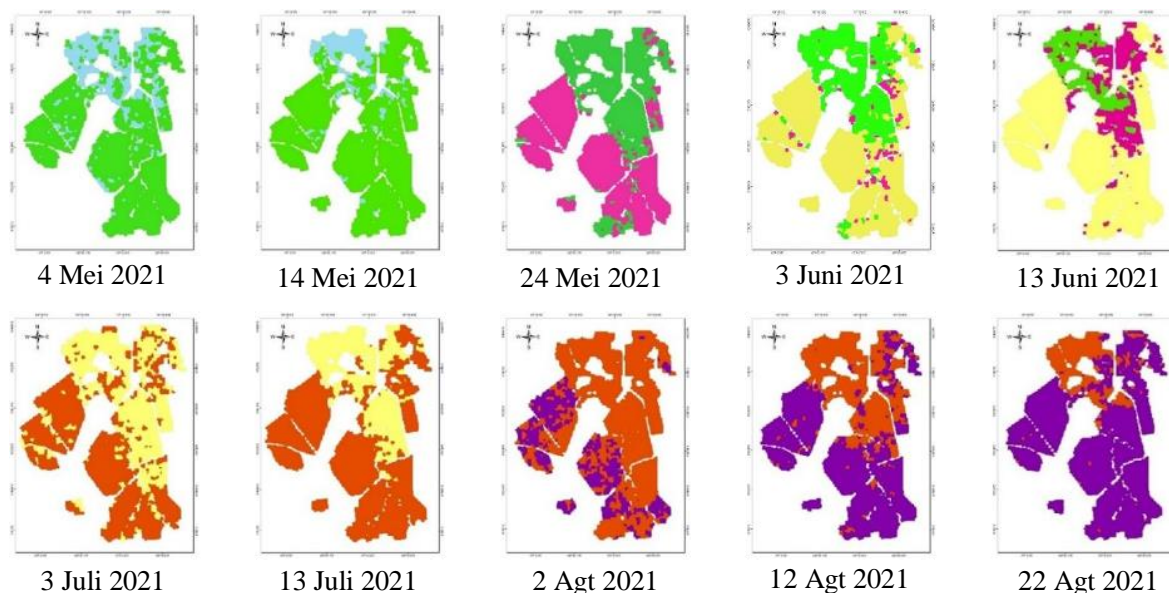
Gambar 3 Hasil klasifikasi berbasis objek dengan SVM

### Sebaran Spasio-Temporal Fase Tumbuh Padi

Pada penelitian ini 10 akuisisi citra digunakan untuk memetakan dan memantau fase utama tumbuh padi. Pemetaan sebaran spasio-temporal fase tumbuh dari hasil klasifikasi SVM untuk 10 akuisisi citra dibedakan ke dalam 5 fase, yaitu vegetatif awal, vegetatif akhir, generatif awal, generatif akhir, atau bera kering (Gambar 4). Dari Gambar 4 diketahui bahwa setiap akuisisi memiliki fase tumbuh yang dominan. Citra bulan Mei didominasi oleh fase vegetatif, yang mana luas fase vegetatif awal pada tanggal 4 dan 14 Mei masing-masing 182.1 ha dan 205.9 ha, dan dilanjutkan fase vegetatif akhir pada akuisisi 24 Mei dengan luas 135.0 ha. Fase generatif awal dominan ditemukan pada citra akuisisi 3 Juni dan 13 Juni dengan luas masing-masing 151.0 dan 156.0 ha. Pada citra 3 Juli, 13 Juli dan 2 Agustus didominasi oleh fase generatif akhir dengan luas masing-masing 134.1 ha, 163.3 ha, dan 179.1 ha. Kemudian pada citra akuisisi 12 dan 22 Agustus fase tumbuh dominan adalah bera kering dengan luas masing-masing 146.8 ha dan 195.5 ha (Tabel 4). Dalam penelitian ini, transisi fase tumbuh padi dari generatif awal sampai bera kering dapat teridentifikasi dengan baik tanpa gangguan *salt and pepper* dengan akurasi 65.55% - 92.96% karena perbedaan tutupan kanopi. Hal ini sejalan dengan temuan literatur lain bahwa perkembangan fase tumbuh diikuti oleh perubahan biomassa yang bervariasi di seluruh tahap tumbuh padi

(Gypn *et al.*, 2014). Pada fase vegetatif awal tutupan daun sedikit yang bersama faktor mempengaruhi reflektan kanal merah dan inframerah dekat, sebaliknya pada fase generatif tutupan daun meningkat hingga fase reproduksi dan pemasakan padi (Zhang *et al.*, 2019).

Berdasarkan estimasi luas sebaran spasio temporal dari fase tumbuh terlihat jelas adanya keberlanjutan fase tumbuh padi dari akuisisi ke akuisisi citra Sentinel-2. Fase bera basah, bibit padi dipindahkan hingga terjadi pertunasan dan pembentukan anakan (fase vegetatif awal) terjadi pada 4 dan 14 Mei, kemudian fase ini bertumbuh dengan penambahan jumlah anakan, tinggi tanaman dan luas daun (fase vegetatif akhir) dan pada 24 Mei. Selanjutnya fase vegetatif akhir berkembang menjadi fase generatif melalui penambahan panjang beberapa ruas teratas batang tanaman, pembentukan malai hingga pembungaan (generatif awal) sampai pematangan padi dan pemanenan (generatif akhir) pada 3 dan 13 Juli serta 2 Agustus dan terakhir melewati fase bera kering pada 12 dan 22 Agustus. Penelitian ini menunjukkan kemampuan klasifikasi berbasis objek dengan citra Sentinel-2, yang diperoleh gratis dan dengan resolusi yang baik, untuk pemantauan dan pemetaan fase tumbuh padi dan dapat diterapkan pada wilayah yang luas. Potensi ini juga ditunjang oleh tingginya resolusi temporal satelit Sentinel-2 yang memungkinkan memperoleh banyak citra dengan sedikit awan.



■ : Vegetatif Awal    ■ : Vegetatif Akhir    ■ : Generatif Awal  
■ : Generatif Akhir    ■ : Bera Kering

Gambar 4. Sebaran spasio temporal fase tumbuh padi klasifikasi berbasis objek

Tabel 4. Luas fase tumbuh padi hasil klasifikasi berbasis objek

Fase / Akuisisi	Luas (ha)									
	Mei 2021		Juni 2021		Juli 2021		Agustus 2021			
	4	14	24	3	13	3	13	2	12	22
Bera Basah	51.5	32.9								
Vegetatif Awal	182.1	205.9	105.7	12.9	32.8					
Vegetatif Akhir			135.0	80.9	48.7					
Generatif Awal				151.0	156.3	104.9	73.7			
Generatif Akhir						134.1	163.3	179.1	90.4	41.1
Bera Kering								60.1	146.8	195.5

### SIMPULAN

Klasifikasi berbasis objek dengan metode SVM dapat mengidentifikasi fase tumbuh padi mulai dari fase bera basah, vegetatif awal, vegetatif akhir, generatif awal, generatif akhir, dan bera kering dari citra multi-temporal Sentinel-2 dengan akurasi rata-rata 81.6%.

Klasifikasi SVM berbasis objek dapat memetakan sebaran spasio-temporal fase tumbuh padi secara konsisten dan runtut dari citra multi-temporal Sentinel-2 sesuai dengan pertumbuhan padi di lokasi penelitian.

### 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, yang telah memfasilitasi penelitian ini.

### DAFTAR PUSTAKA

[BPS] Badan Pusat Statistik. 2022. Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2020. Badan Pusat Statistik. Jakarta.

Blaschke, T., S. Lang, E. Lorup, J. Strobl and P. Zeil. 2000. Object-Oriented Image Processing in an Integrated

GIS/Remote Sensing Environment and Perspectives for Environmental Applications. *Environmental Information for Planning, Politics and the Public*, 2: 555–570.

Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS J. Photogramm Remote Sens.*, 65(1): 2–16.

Blaschke, T., G.J. Hay, M. Kelly, S. Lang, P. Hofmann, E. Addink, F.R. Queiroz, V.D.M. Freek, V.D.W. Harald, V.C. Frieke and D. Tiede. 2014. Geographic object-based image analysis-towards a new paradigm. *ISPRS J. Photogram.*, 87: 180–191.

Boori, M.S., K. Choudhary and A.V. Kupriyanov. 2020. Crop growth monitoring through sentinel and landsat data based NDVI time-series. *Comput. Opt.*, 44(3): 409–419.

Cai, Y., H. Lin and M. Zhang. 2019. Mapping paddy rice by the object-based random forest method using time series Sentinel-1/Sentinel-2 data. *Adv. Space Res.*, 64: 2233–2244

Congedo, L. 2022. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation Release 7.9.7.1. Sep 07. 2022. <https://buildmedia.readthedocs.org/media/pdf/semi-automaticclassificationmanual/latest/semi-automa>

- ticclassificationmanual.pdf (accessed February 29, 2023).
- Gnyp, M.L., Y. Miao, F. Yuan, S.L. Ustin, K. Yu, Y. Yao, S. Huang and G. Bareth. 2014. Hyperspectral canopy sensing of paddy rice aboveground biomass at different growth stages. *Field Crops Res.*, 155: 42–55.
- Huang, H., Y. Lanc, A. Yanga, Y. Zhang, S. Wene and J. Deng. 2020. Deep learning versus object-based image analysis (OBIA) in weed mapping of UAV imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 41(9) : 3446–3479.
- Luo, K.S., R.D. Li and B.R. Chang. 2013. Survey method of large scale land cover based on object classification technology. *Journal of University of Chinese Academy of Science*, 6(30): 770–777.
- Kim, M., M. Madden and T. Warner. 2008. Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery. In *Object-Based Image Analysis*. Springer: Berlin/Heidelberg, Germany. p. 291–307.
- Laliberte, A.S., A. Rango, K.M. Havstad, J.F. Paris, R.F. Beck, R. Mcneely and A.L. Gonzalez. 2004. Object-oriented image analysis for mapping shrub encroachment from 1937 to 2003 in southern New Mexico. *Remote Sens. Environ.*, 93: 198–210.
- Lao, R.J., M.A. Aguilar, C. Ladisa, F.J. Aguilar and A. Nemmaoui. 2022. Multiresolution segmentation for extracting plastic greenhouse from Deimos-2 imagery. *ISPRS Annuals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 5(2): 251–259.
- Mariana, N. 2022. Identifikasi umur tanaman padi dengan teknik *Support Vector Machine* di Bojongpicung Cianjur [Skripsi]. IPB. Bogor.
- Nirtanto, I.C., Y. Prasetyo dan B. Sasmito. 2022. Analisis pemodelan fase tumbuh padi menggunakan citra Synthetic Aperture Radar C-Band Sentinel-1. *Jurnal Geodesi UNDIP*, 11(2): 1–10.
- Nurfaizah, D. 2020. Analisis pola termal citra Landsat 8 dan drone thermal pada fase tumbuh padi sawah di Kecamatan Bojongpicung, Kabupaten Cianjur [Skripsi]. IPB. Bogor.
- Phiri, D., J. Morgenrotha, C. Xua and T. Hermosillab. 2018. Effects of pre-processing methods on Landsat OLI-8 land cover classification using OBIA and random forests classifier. *Int. J. Appl. Earth Obs Geoinformation*, 73: 170–178.
- Ramazayandi, R. 2021. Citra Sentinel-2 untuk identifikasi fase tumbuh tanaman padi dengan klasifikasi [Skripsi]. IPB. Bogor.
- Raniah, N. 2022. Citra Sentinel-2 untuk klasifikasi umur tanaman padi dengan pendekatan Gaussian Mixture Model [Skripsi]. IPB. Bogor.
- Rumora, L., M. Miler and D. Medak. 2020. Impact of Various Atmospheric Corrections on Sentinel- 2 Land Cover Classification Accuracy Using Machine Learning Classifiers. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 9(277): 1–23.
- Wijayanti, R.S. 2018. Citra Sentinel-2 untuk identifikasi fase tumbuh padi dengan analisis pola reflektan di Kabupaten Cianjur [Skripsi]. IPB. Bogor.
- 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 Sens.*, 14(2469): 1–23.
- Zheng, L. 2015. Parameter optimization in multi-scale segmentation of high resolution remotely sensed image and its application in object-oriented classification. *Proceedings of the 2015 International Conference on Environmental Engineering and Remote Sensing*. Atlantis Press. Dordrecht, The Netherlands. p. 84 – 90.
- Zhang, B., X. Liu, M. Liu M and Y. Meng. 2019. Detection of rice phenological variations under heavy metal stress by means of blended landsat and MODIS image time series. *Remote Sens.*, 11(1): 1–17.