

ANALISIS PEMODELAN FASE TUMBUH PADI MENGGUNAKAN CITRA SYNTHETIC APERTURE RADAR C-BAND SENTINEL-1

Ilhaam Cahya Nirtanto*), Yudo Prasetyo, Bandi Sasmito

Departemen Teknik Geodesi Fakultas Teknik Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Sudarto, SH, Tembalang, Semarang Telp.(024)76480785, 76480788
*Email: ilhaamcahya@student.undip.ac.id

ABSTRAK

Oryza Sativa atau yang biasa dikenal dengan nama Padi adalah tanaman yang dapat menghasilkan beras yang mana merupakan bahan makanan pokok terpenting di Indonesia. Tingkat produksi padi dapat diestimasi dengan pemantauan fase pertumbuhan padi. Identifikasi pertumbuhan padi dapat dilakukan dengan cepat dan luas dengan penginderaan jauh yang bersifat multitemporal. Teknik ini sudah banyak dilakukan untuk pemantauan fase pertumbuhan padi dengan jenis sensor optis. Namun, Indonesia memiliki liputan awan yang tinggi, sehingga sedikitnya ketersediaan citra optis yang bebas awan untuk pemetaan dan pemantauan area pertumbuhan padi. Keberadaan teknologi radar terutama SAR, memberi potensi yang baik untuk dikaji dalam pemantauan padi dengan ketersediaannya data bebas dari liputan awan.

Pada penelitian ini, pemodelan fase pertumbuhan padi didapatkan dengan menggunakan citra SAR-C Sentinel-1 GRDH. Karakteristik nilai hamburan balik pada polarisasi VH meningkat selaras dengan fase pertumbuhan padi, berbeda dengan polarisasi VV yang lebih stagnan. Algoritma yang digunakan yaitu klasifikasi terselia *Maximum Likelihood* dan *Support Vector Machine*. Penggunaan kedua klasifikasi dengan tipe yang berbeda, pada *Maximum Likelihood* yang termasuk jenis parametrik dan *Support Vector Machine* untuk yang non-parametrik.

Hasil pemetaan fase tumbuh padi melihat algoritma SVM lebih optimal untuk 4 kelas fase yaitu vegetatif awal, vegetatif, generatif dan pematangan. Akurasi dari klasifikasi yang paling optimal didapatkan pada kisaran 72,9% dengan kappa 0,6 hingga akurasi 0,98% dengan kappa 0,95. Penelitian pemodelan fase pertumbuhan padi ini diharapkan dapat digunakan untuk pemantauan laju produksi padi yang berfungsi untuk manajemen lahan yang baik agar hasil produktivitas yang optimal.

Kata Kunci: Fase Tumbuh, SAR, Sentinel-1, *Maximum Likelihood*, *Support Vector Machine*, Padi

ABSTRACT

Oryza Sativa or commonly known as Padi is a plant that can produce rice which is the most important staple food in Indonesia. The level of rice production can be estimated by monitoring the growth phase of rice. Identification of rice growth can be done quickly and widely with multitemporal remote sensing. This technique has been widely used for monitoring the growth phase of rice with optical sensor types. However, Indonesia has high cloud coverage, so there is little availability of cloud-free optical images for mapping and monitoring rice growing areas. The existence of radar technology, especially SAR, provides good potential to be studied in rice monitoring with the availability of data free from cloud coverage..

In this study, the modeling of the rice growth phase was obtained using SAR-C Sentinel-1 GRDH images. The backscattering characteristic of VH polarization increased with the growth phase of rice, in contrast to VV polarization which was more stagnant. The algorithm used is the *Maximum Likelihood* and *Support Vector Machine* available classification. The use of the two classifications with different types, on *Maximum Likelihood* which includes parametric types and *Support Vector Machine* for non-parametric ones.

The results of the mapping of the rice growing phases show that the SVM algorithm is more optimal for 4 phase classes, namely early vegetative, vegetative, generative and ripening. The accuracy of the most optimal classification was obtained in the range of 72.9% with a kappa of 0.6 to an accuracy of 0.98% with a kappa of 0.957. This rice growth phase modeling research is expected to be used for monitoring the rate of rice production which functions for good land management for optimal productivity results.

Keywords : Growth Stage, SAR, Sentinel-1, *Maximum Likelihood*, *Support Vector Machine*, Paddy

*) Penulis Penanggung Jawab

I. Pendahuluan

I.1 Latar Belakang

Padi dengan nama latin *Oryza Sativa* merupakan tanaman yang dapat menghasilkan beras, beras adalah makanan pokok terpenting di Asia Tenggara (IRRI, 2020), terutama di Negara Indonesia.

Di Indonesia yang merupakan negara agraris, memiliki angka produksi padi pada tahun 2020 sebesar 54,65 juta ton gabah kering giling (GKG), jika hal tersebut dikonversikan menjadi beras untuk konsumsi pangan, maka produksi beras di tahun 2020 sebesar 31,33 juta ton (KEMENTAN RI, 2021). Tingkat produksi padi yang disebut dapat diprediksi dengan salah satu cara, yaitu pemantauan fase pertumbuhan padi. Identifikasi pertumbuhan tanaman padi dapat dilakukan dengan cepat dan luas dengan memanfaatkan data penginderaan jauh. Data penginderaan jauh juga memiliki sifat yang multitemporal sehingga identifikasi fase pertumbuhan padi dalam dilaksanakan secara kontinyu (Lestari dkk, 2020).

Sensor penginderaan jauh sudah banyak digunakan dalam pemantauan fase pertumbuhan padi, salah satunya dengan menggunakan sensor optik. Pemanfaatan data Landsat 8 dilakukan untuk identifikasi fase tumbuh padi menggunakan metode EVI berbasis identifikasi TEP (Ariwahid, Sukmono A, dan Subiyanto S, 2019). Data satelit Sentinel-2 juga telah digunakan untuk identifikasi fase pertumbuhan dengan metode EVI dan NDRE (Shabrina N, Sukmono A, dan Subiyanto S, 2020). Namun dikarenakan Indonesia memiliki liputan awan yang tinggi, sehingga sedikitnya jumlah citra optis bebas awan yang digunakan untuk pemetaan dan pemantauan area pertumbuhan padi dapat menyebabkan penurunan akurasi saat proses klasifikasi (Chuch dkk., 2017 dikutip dalam Lestari dkk., 2020). Sehingga pemanfaatan data penginderaan jauh dengan sensor aktif atau radar merupakan teknologi alternatif yang dapat digunakan untuk pengganti dari data sensor optik.

Sensor RADAR atau Synthetic Aperture Radar (SAR) merupakan sensor aktif yang menyediakan sumber energi elektromagnetiknya sendiri. Sehingga objek dapat diperoleh pada siang ataupun malam. Selain itu, energi gelombang mikro mampu menembus awan dan sebagian besar hujan, menjadikannya sensor segala cuaca (Natural Resources Canada, 2015). Pemanfaatan SAR dalam pemantauan fase tumbuh padi pada penelitian sebelumnya, Synthetic Aperture Radar (SAR) memiliki potensi yang tinggi terutama di pada musim hujan Asia. Identifikasi fase pertumbuhan padi secara polarimetrik pada citra SAR pita C yaitu, sentinel 1 dual polarization (VH dan VV). Pada penelitian ini, pemodelan fase pertumbuhan padi didapatkan dengan menggunakan cita SAR-C Sentinel-1 GRDH dengan metode klasifikasi Maximum Likelihood (MLC) dan Support Vector Machine (SVM) dengan melakukan training data.

Pada algoritma MLC sudah umum digunakan pada penelitian penginderaan jauh seperti yang dilakukan Prasetya dkk (2018) dan Supriatna dkk (2019) menghasilkan peta persebaran fase tumbuh padi dengan

kelas vegetatif awal, vegetatif, generatif, dan pematangan (harvesting). Keunggulan karakteristik MLC dalam proses klasifikasi ini dikarenakan. MLC menggunakan formula Bayesian Probability, sehingga objek dengan karakteristik homogen akan memiliki distribusi normal. Namun beberapa kelas terkadang tidak bisa direpresentasikan pada citra dengan probabilitas yang sama (Danoedoro, 2012). Probabilitas ini yang menjadi kelebihan MLC karena akan mempertimbangkan paling banyak variabel statistik dibandingkan yang lain.

Algoritma Machine Learning Support Vector Machine tidak secara umum digunakan, hal tersebut dikarenakan metode SVM yang masih tergolong muda. Namun, sudah digunakan dalam beberapa penelitian seperti yang dilakukan oleh Onojeghuo dkk (2018) dan Tan dkk (2007). Konsep SVM dengan usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada input space. Hyperplane pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur margin hyperplane tersebut dan mencari titik maksimalnya. Margin merupakan jarak antara hyperplane tersebut dengan pattern terdekat dari masing-masing kelas. Pattern yang paling dekat ini disebut sebagai support vector. Sehingga SVM dapat melakukan klasifikasi meskipun dalam jumlah sampel yang terbatas.

Penelitian pemodelan fase pertumbuhan padi ini dapat digunakan untuk memantau laju produksi padi. Hasil dari penelitian peta identifikasi fase pertumbuhan padi yang dapat dianalisis sehingga dapat mengestimasi laju produksi padi secara lebih lanjut. Dengan demikian perlu diadakannya penelitian identifikasi fase tumbuh padi menggunakan citra SAR yang bebas dari gangguan liputan awan agar dapat mengestimasi laju produksi padi yang sangat bermanfaat dalam memantau ekonomi pangan (terutama di tanaman padi sebagai produksi beras) di masyarakat.

I.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah berdasarkan latar belakang dalam penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana hasil dari pemodelan fase pertumbuhan padi dengan menggunakan citra SAR C berbasis algoritma klasifikasi *Maximum Likelihood* dan *Support Vector Machine*?
2. Bagaimana hasil uji akurasi dari pemodelan fase pertumbuhan padi dengan citra SAR C berbasis matriks konfusi dan survei lapangan?

I.3 Tujuan Penelitian dan Manfaat Penelitian

1. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a. Untuk mengetahui hasil dari pemodelan fase tumbuh padi dengan menggunakan citra SAR C.
- b. Untuk mengetahui hasil uji akurasi dari pemodelan fase tumbuh padi dengan citra SAR C.

2. Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah:

- a. Aspek Keilmuan
Mengikuti serta dalam berkontribusi tentang

berbagai macamnya riset mengenai pengindraan jauh di Indonesia dan terapannya di bidang pertanian padi terutama dalam hal fase pertumbuhan padi untuk laju produksi padi.

- b. Aspek Kerekayasaan
Hasil penelitian ini diharapkan kedepannya dapat dimanfaatkan sebagai referensi dalam identifikasi fase tumbuh padi untuk estimasi laju produksi padi.

I.4 Batasan Masalah

Pada penelitian ini batasan masalah dari penelitian ini diuraikan sebagai berikut:

1. Fase tumbuh padi yang digunakan terdapat empat kelas, yaitu Vegetatif Awal, Vegetatif, Generatif, dan Pematangan.
2. Fase bera atau fase istirahat dimasukkan kedalam kelas Pematangan dan Fase persiapan dimasukkan kedalam fase Vegetatif Awal
3. Penelitian ini mengabaikan irigasi/pengairan, gangguan hama.
4. Penelitian ini mengabaikan varietas dari padi, hal tersebut disebabkan pada wilayah penelitian ciri fisik yang terdapat masih mirip satu sama lain.
5. Tipikal sawah dan pola tanam pada area penelitian ini bertipikal sawah basah dan pola tanam yang heterogen (terdapat perbedaan jadwal penanaman).
6. Pola yang digunakan dalam pemodelan fase pertumbuhan padi adalah visualisasi peta dan visualisasi grafik

II. Tinjauan Pustaka

II.1 Kajian Wilayah Penelitian

Lokasi penelitian dilakukan pada area persawahan di Desa Asinan, Kecamatan Bawen, Kabupaten Semarang, Jawa Tengah, Indonesia. Dengan batas koordinat sebagai berikut, 110°14'54,75" hingga 110°39'3" BT dan 7°3'57" hingga 7°30' LS. Desa Asinan merupakan salah satu desa di Kecamatan Bawen yang berada pada bagian utaranya dari Danau Rawa Pening.

Sawah di Desa Asinan merupakan sawah bertipikal sawah basah. Dan juga, sawah di Desa Asinan terdiri dari sawah alami dan sawah surutan. Pada sawah surutan yang dimaksud, para petani bisa menanamkan padinya jika sawahnya tidak lagi tenggelam atau air dari danau rawa pening mengalami penyurutan.

II.2 Padi (*Oryza Sativa*)

Padi dengan nama latin *Oryza Sativa*, tanaman yang menghasilkan beras, yang merupakan bahan makanan pokok di Asia Tenggara terutama di Indonesia. Beras telah bermanfaat lebih banyak orang dalam periode yang lebih lama daripada tanaman lainnya. Pecahan tembikar yang mengandung bijian dan sekam dari spesies padi yang dibudidayakan *Oryza sativa* ditemukan di Non Nok Tha di daerah Korat, Thailand. Sisa-sisa tanaman dari 10.000 SM ditemukan di Gua Roh di perbatasan Thailand-Myanmar (IRRI, 2002).



Gambar 1 Tumbuhan Padi

Masa pertumbuhan padi seperti pada Gambar 1 sekitar tiga hingga enam bulan. Hal tersebut tergantung pada varietas padi dan lingkungan tempat padi tersebut ditanam. Pertumbuhan padi terbagi menjadi empat periode (Prasetya, 2018), yaitu:

1. Fase Vegetatif Awal
Pada fase ini ditandai dengan anakan aktif, penambahan tinggi tanaman secara bertahap, dan munculnya daun secara berkala. Anakan yang tidak menghasilkan malai disebut anakan yang tidak efektif
2. Fase Vegetatif
Pada fase ini ditandai penambahan tinggi tanaman yang cukup signifikan pada fase pemanjangan batang.
3. Fase Reproduksi
Kemudian pada fase reproduktif ini ditandai dengan pemanjangan batang (meningkatkan tinggi tanaman), penurunan jumlah anakan, munculnya daun bendera (daun terakhir), booting, tajuk, dan pembungaan spikelet.
4. Fase Pematangan (*Ripening*)
Pematangan mengikuti pembuahan dan dapat dibagi lagi menjadi tahap seperti susu, adonan, kuning-matang, dan kematangan. Istilah-istilah ini terutama didasarkan pada tekstur dan warna biji-bijian yang tumbuh. Lama pemasakan bervariasi antar varietas dari sekitar 15 sampai 40 hari. Pematangan juga dipengaruhi oleh suhu, dengan kisaran dari sekitar 30 hari di daerah tropis hingga 65 hari di daerah beriklim sejuk

Tanaman padi pada sawah Desa Asinan umumnya menggunakan bibit varietas Membramo, Ciherang, IR 64, dan INPARI. Tipikal dari sawah padi di Desa Asinan adalah sawah bawah yang mengandalkan pengairan irigasi dari Danau Rawa Pening. Dengan dekatnya posisi sawah dengan danau rawa, hal ini menjadikan beberapa bagian dari sawah Desa Asinan menjadi sawah yang bisa ditanami jika air Danau Rawa Pening surut, biasa juga oleh disebut warga dan petani setempat dengan sebutan sawah surutan (Zainal, 2021). Umumnya produksi padi di Desa Asinan dapat mencapai 5-6 ton/hektar. Namun dapat lebih bagus lagi jika terjadi masa tanam ideal yaitu sekitar 6-7 ton/hektar (Pariyono, 2021).

II.3 Pengindraan Jauh Aktif

Penginderaan jauh merupakan salah satu bidang keilmuan spesifik dari keilmuan Geodesi. Penginderaan Jauh merupakan ilmu dan seni dalam memperoleh informasi mengenai suatu objek, area, atau fenomena melalui analisis data yang diperoleh dengan alat tanpa suatu kontak langsung (Danoedoro, 2012). Pada penginderaan jauh aktif terdapat beberapa jenis, salah satunya adalah dengan menggunakan teknologi radar (*Radio Detection and Ranging*). Pada penginderaan jauh radar, teknisnya menggunakan deteksi radio aktif dan sensor jangkauan yang menyediakan sumber energi elektromagnetiknya sendiri. Sensor radar aktif, baik di udara atau di luar angkasa, memancarkan radiasi gelombang mikro dalam serangkaian pulsa dari antena (NASA, 2019).

Ketika energi mencapai target, sebagian energi dipantulkan kembali ke arah sensor. Waktu yang diperlukan energi untuk melakukan perjalanan ke target dan kembali ke sensor menentukan jarak atau jangkauan ke target sehingga gambar dua dimensi dari permukaan dapat dihasilkan. Penginderaan jauh radar terdapat jenis jenis band/kanal dengan memiliki sifat dan cirinya sendiri, seperti panjang gelombang, frekuensi, hingga manfaat. Jenis – jenis kanal yang digunakan dalam penginderaan jauh radar dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1 Kanal dalam Penginderaan Jauh Radar (Haniah & Prasetyo, 2012)

Band	Panjang Gelombang (cm)	Frekuensi (MHz)
Ka	0,8 – 1,1	40.000 – 26.500
K	1,1 – 1,7	26.500 – 18.000
Ku	1,7 – 2,4	18.000 – 12.500
X	2,4 - 3,8	12.500 – 8.000
C	3,8 – 7,5	8.000 – 4.000
S	7,5 – 15,0	4.000 – 2.000
L	15,0 – 30,0	2.000 – 1.000
P	30,0 – 100,0	1.000 - 300

II.4 Sentinel-1

Misi Sentinel-1 merupakan observasi SAR milik eropa dengan band C yang berjalan pada empat mode pencitraan yang terdapat dua konstelasi satelit yaitu 1A dan 1B (ESA, 2013). Produk *Ground Range Detected* (GRD) merupakan data SAR sentinel-1 yang terdeteksi, multi-tampak, dan diproyeksikan kedalam jangkauan darat menggunakan model dari ellipsoid bumi. Informasi nilai fase dihilangkan, dan produk tersebut memiliki piksel resolusi spasial yang berbentuk persegi.

II.5 Karakteristik SAR dalam Vegetasi

Identifikasi informasi dari SAR terhadap karakteristik objek pada citra dengan membandingkan polarisasi dan juga penggunaan panjang gelombang yang yang sesuai. Pada proses identifikasi objek, diperlukan pertimbangan respon objek terhadap hamburan balik yang diterima oleh sensor. Objek dengan karakteristik nilai rona warna yang cerah pada citra dapat disimpulkan memiliki banyak energi yang dipantulkan kembali pada sensor. Berlaku pula untuk hal sebaliknya yang apabila

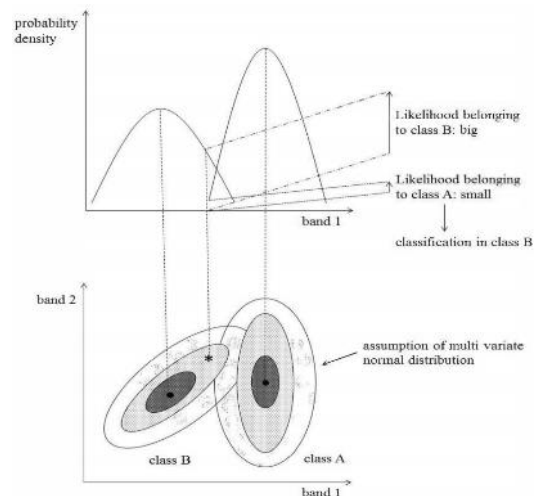
objek dengan karakteristik nilai rona warna yang gelap pada citra dapat disimpulkan memiliki sedikit energi yang dipantulkan kembali pada sensor (Prasetya dan Danoedoro, 2018).

Berdasarkan pada ciri ciri setiap pita pada citra SAR pada Tabel II.3, pita L, C, dan X dapat digunakan pada studi agrikultur. Karakteristik pita dengan panjang gelombang yang pendek seperti pita X (2,4 - 3,8 cm) adalah tersebar di permukaan kanopi secara langsung atau Backscatter langsung dari atas kanopi. Untuk karakteristik pita dengan panjang gelombang yang cukup panjang seperti dan pita C (3,8 – 7,5 cm) terjadi Multiple scattering di vegetasi bagian daun dan volume scattering. Karakteristik pita L (15,0 – 30,0 cm) adalah Backscatter langsung dari cabang, batang, dan permukaan tanah (Wada & Shibasaki, 1999).

Sekurang-kurangnya terdapat tiga buah mekanisme hamburan pada vegetasi padi, yaitu hamburan *surface*, hamburan *volume*, dan hamburan *multiple*. Kemudian terdapat Ada 4 tipe hamburan utama pada vegetasi padi, yaitu langsung hamburan volume pada kanopi, hamburan multiple pada kanopi-air, hamburan multiple pada air-kanopi, hamburan multiple pada air-kanopi-air (Kuenzer dan Knauer, 2013).

II.6 Maximum Likelihood (MLC)

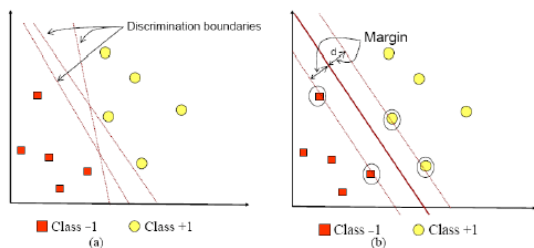
Menurut shresta (1991) yang dikutip oleh Danoedoro (2012), Algoritma klasifikasi *Maximum Likelihood* (MLC) merupakan algoritma klasifikasi terselia yang secara statistik paling mapan. Hal tersebut dikarenakan algoritma MLC menggunakan dasar perhitungan probabilitas. Pada asumsi dari MLC ialah objek homogen akan menampilkan histogram terdistribusi secara normal piksel dikelaskan menjadi objek tertentu bukan dikarenakan jarak *euclidian*-nya. Menurut Ariyantoni (2020), Pendekatan MLC menggunakan bias optimal dengan maksud rata-rata dan hasil penggunaannya mengeluarkan kemungkinan kesalahan klasifikasi yang minim setiap sampel akan deteksi kelas yang mempunyai jarak minimum, jarak ada pada rentang aturan bias MLC.



Gambar 2 Dasar dari klasifikasi Maximum Likelihood (Sisodia, dkk (2014))

II.7 Support Vector Machine (SVM)

Metode klasifikasi terselia non-parametrik yang digunakan untuk mengelompokkan nilai piksel citra satelit. Menurut Santosa yang dikutip oleh Octaviani (2014), SVM merupakan teknik yang digunakan untuk melakukan prediksi, baik untuk pengkelasan atau klasifikasi maupun regresi. Dalam pemodelan klasifikasi, algoritma SVM memiliki konsep yang lebih baik secara matematis dibandingkan dengan metode klasifikasi yang lainnya. SVM berproses dengan klasifikasi dua kelas atau lebih kemudian mencari *hyperlane* terbaik dengan memanfaatkan data pada titik pemisahannya meskipun dalam jumlah sampel yang terbatas.



Gambar 3 Algoritma Metode *Support Vector Machine* (SVM) (Buntoro, 2017)

II.8 Uji Akurasi

Kebanyakan uji akurasi yang paling sering digunakan adalah dengan metode matrik konfusi. Menurut Danoedoro (2012), penggunaan data latih berbeda dengan data uji sebagai referensi penilaian adalah yang paing sesuai untuk studi pengindraan jauh. Matriks Konfusi digunakan untuk perhitungan akurasi klasifikasi, namun dengan pemahaman bahwa data referensi bukanlah piksel-piksel yang sudah digunakan sebagai sampel. Perhitungan akurasi dilakukan dengan mempertimbangkan dua sisi; sisi *producer* dan sisi *user*.

Tabel 2. Matriks kesalahan

Kelas Referensi	Data Referensi			Total Baris	Akurasi Pembuat
	1	2	3		
1	X_{aa}	X_{ab}	X_{ac}	X_{a+}	X_{aa}/X_{a+}
2	X_{ba}	X_{bb}	X_{bc}	X_{b+}	X_{bb}/X_{b+}
3	X_{ca}	X_{cb}	X_{cc}	Y_{3+}	Y_{33}/Y_{3+}
Total Piksel	X_{+a}	X_{+b}	X_{+c}	M	
Akurasi Pengguna	X_{aa}/X_{+a}	X_{bb}/X_{+b}	X_{cc}/X_{+c}	X_{ii}	

Akurasi dari perhitungan matematis diatas dapat diformulakan pada rumus (1) – (4).

Akurasi Keseluruhan = $\frac{\sum_i^r X_{ii}}{M} \times 100\% \dots \dots \dots (1)$

Akurasi Kappa = $\frac{N \sum_i^r X_{ii} - \sum_i^r X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_i^r X_{i+} X_{+i}} \dots \dots \dots (1)$

Keterangan:

- X_{ii} = nilai diagonal
- X_{1+} = jumlah baris
- X_{+1} = jumlah kolom
- N = total piksel

$\sum_i^r X_{ii}$ = total nilai diagonal
 $\sum_i^r X_{i+} X_{+i}$ = total perkalian Y_{i+} dan Y_{+i}

III. Metodologi Penelitian

Metodologi pada penelitian meliputi peralatan penelitian, data penelitian dan diagram alir penelitian serta tahapannya.

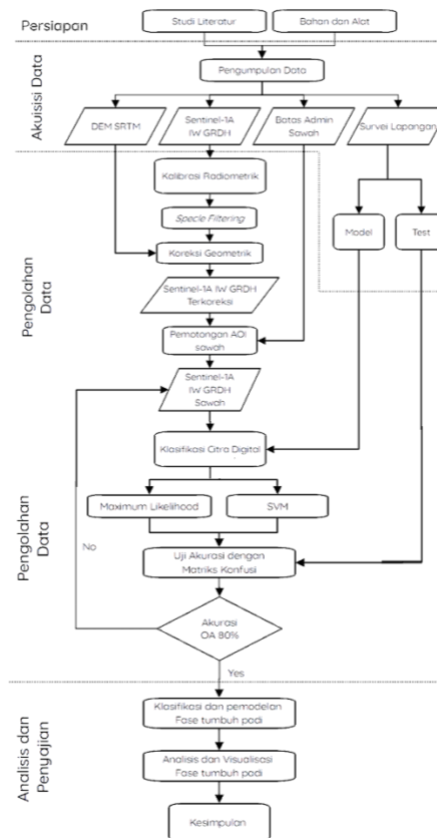
III.1 Peralatan dan Data Penelitian

Alat adan data penelitian yang dibutuhkan dalam penelitian, sebagai berikut:

1. Peralatan Penelitian
 - a. Laptop Lenovo Legion Y540, Intel Core i7-9750H, RAM 16 GB, GTX 1650 4 GB.
 - b. GPS *Handheld* Garmin 64s
 - c. *Handphone* Xiaomi Redmin Note 10 Pro
 - d. Microsoft Office 2019
 - e. Microsoft Excel 2019
 - f. SNAP 8.0.0
 - g. QGIS 3.16.12
2. Data Penelitian
 - a. Sentinel-1A IW GRDH bulan Mei - Agustus 2021
 - b. DEM SRTM 1Sec HGT
 - c. Batas Administrasi sawah Desa Asinan.
 - d. Survei Lapangan Fase Tumbuh Padi

III.2 Diagram alir penelitian

Berdasarkan pada **Gambar 4** penelitian terbagi menjadi beberapa tahapan yaitu persiapan, pengumpulan data, pengolahan data, dan analisis.



Gambar 4 Diagram Alir Penelitian

Pada tahapan persiapan terdiri dari kegiatan studi literatur, studi pendahuluan serta persiapan peralatan dan bahan data yang akan digunakan dalam penelitian. Tahapan pengumpulan data dilakukan untuk data primer maupun data sekunder. Data penelitian ini terdiri dari data Sentinel-1A IW GRDH, DEM SRTM, Batas Administrasi sawah Desa Asinan, dan Survei Validasi.

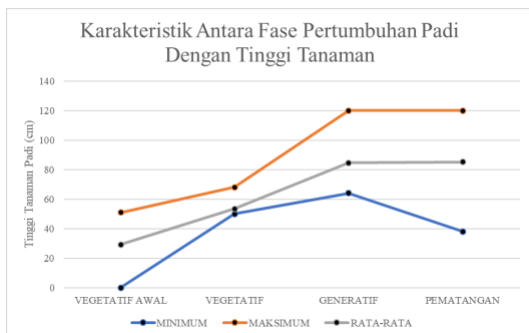
Tahapan pengolahan dimulai dengan *pre-processing* data citra satelit Sentinel-1A IW GRDH dengan masukan data DEM SRTM 1Sec HGT pada SNAP, kemudian akan menjadi keluaran Sentinel-1A IW GRDH terkoreksi, kemudian dilakukan pemotongan dengan batas administrasi Sawah Desa Asinan. Hasil citra satelit Sentinel-1A IW GRDH yang telah terpotong diklasifikasi dengan kedua algoritma, yaitu *Maximum Likelihood* dan *Support Vector Machine* dengan data hasil survei validasi dengan menggunakan GPS yang juga akan dibagi sebagai data uji. Lalu dilakukan uji akurasi antara hasil klasifikasi MLC dan SVM dengan data uji sehingga didapatkan nilai akurasinya.

Tahapan selanjutnya yaitu perhitungan luas fase tumbuh padi untuk estimasi produksi padi dengan nilai produksi didapatkan hasil wawancara petani setempat. Setelah pengolahan data tahapan selanjutnya adalah proses analisis. Pada tahapan ini akan dilakukan analisis terhadap nilai *backscatter* VV dan VH terhadap karakteristik fase tumbuh padi, sebaran dan luasan fase tumbuh padi serta uji akurasi *MLC* dan *SVM*. Dan estimasi produksi padi.

IV. Hasil dan Pembahasan

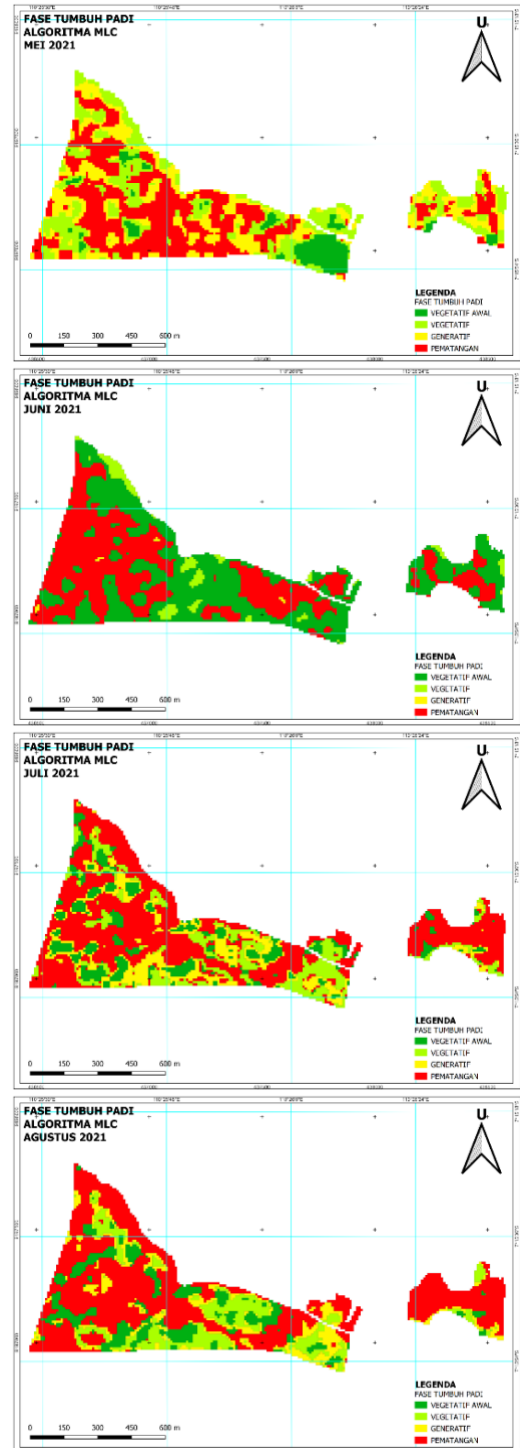
IV.1 Karakteristik Tinggi Padi terhadap Fase Tumbuh Padi

Peningkatan pada tinggi tanaman padi berbanding lurus dengan pertumbuhan padi sesuai pada **Gambar 5**. Dari fase vegetatif awal yang dari awal persiapan hingga terbentuknya anakan dengan nilai dari 0 m hingga 0,51 m. Pada fase vegetatif memiliki rentang 0,5 hingga 0,68 m, pada fase tersebut pertumbuhan tanaman padi sedang fokus pada pembentukan anakan. Fase Generatif memiliki rentang tinggi 0,64 hingga 1,2 m pada fase Pematang tanaman padi pertambahan ketinggian tetapi tidak begitu signifikan dan dapat terjadi juga terjadi pengurangan ketinggian yang dikarenakan kondisi padi yang mulai merunduk yang memiliki rentang tinggi 0,38 m hingga 1,2 m. Pada fase pematangan penurunan tinggi terlihat signifikan akibat terdapatnya masa panen pada fase ini.

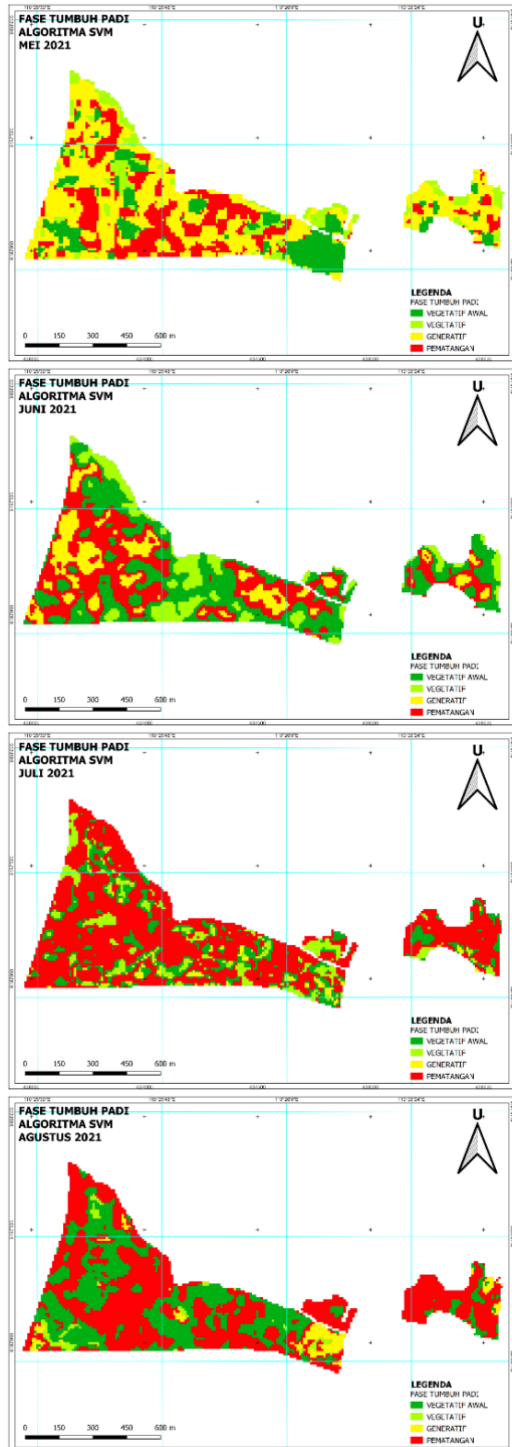


Gambar 5 Nilai Tinggi Padi Terhadap Fase Tumbuh

IV.2 Klasifikasi Fase Tumbuh Padi



Gambar 6 Hasil Klasifikasi Fase Pertumbuhan Padi MLC Mei-Agustus 2021

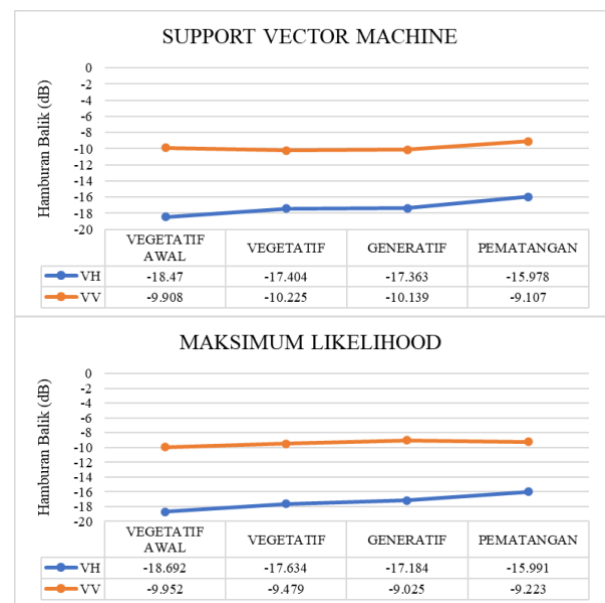


Gambar 7 Hasil Klasifikasi Fase Pertumbuhan Padi SVM Mei-Agustus 2021

Pada Gambar 6 dan Gambar 7, pola dibulan mei antara SVM dengan MLC terlihat mirip dengan perbedaan pada fase generatif lebih dominan dari fase pematangan pada metode SVM dibandingkan pada metode MLC yang sebaliknya. Fase vegetatif awal dan vegetatif memiliki perbedaan yang lebih sedikit. Hasil di bulan Juli didominasi pada fase pematangan yang disebabkan pada bulan Juli terjadi masa panen disebabkan pada bulan Juli terjadi masa panen sebagian besar sawah desa asinan. Namun pada masa panen belum semua sudah dipanen dan sudah masuk fase

pematangan. Masih terdapat padi yang masih pada fase generatif dan vegetatif namun tidak banyak. Padi yang masih fase generatif dan vegetatif sebagian besar adalah padi yang baru ditanam pada bulan Mei dan Juni. Sebaran fase vegetatif awal tidak banyak dikarenakan pada fase ini lebih banyak pada masa persiapan sebelum penanaman padi.

Pada bulan Agustus, sawah di Desa Asinan masih pada masa bera atau setelah panen, sehingga sebaran fase pematangan masih mendominasi. Namun sebarannya tidak sebesar pada bulan Juli, hal ini disebabkan pada bulan agustus mulai sebagian besar sawah memasuki masa persiapan dan masa penanaman padi yang dimasukkan kedalam fase vegetatif awal. Sehingga pada bulan agustus fase yang mendominasi adalah fase vegetatif awal dan pematangan. Fase vegetatif dan generatif sebarannya tidak terlalu luas dan banyak pada bulan Juli dan Agustus.



Gambar 8 Hamburan Balik Rerata Algoritma MLC Mei – Agustus 2021

Nilai hamburan balik di Sawah Desa Asinan di Gambar 8, pada metode MLC pola menunjukkan bahwa hamburan balik pada polarisasi VV terlihat stagnan pada nilai -9 dB. Pada polarisasi VH terlihat meningkat selaras dengan fase pertumbuhan padi dengan nilai dari -18,69 dB hingga -15,99 dB. Nilai hamburan balik pada polarisasi VH memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan yang dimiliki oleh polarisasi VV. Pada metode SVM pola menunjukkan bahwa hamburan balik pada polarisasi VV terlihat turun pada fase Vegetatif Awal ke Vegetatif dengan nilai -9,9 dB hingga -10,22 dB kemudian kembali naik pada fase Generatif ke fase Pematangan pada nilai -10,13 hingga -9.1 dB, sehingga dapat disebut juga pola yang stagnan. Pada polarisasi VH terlihat meningkat selaras dengan fase pertumbuhan padi dengan nilai dari -18,47 dB hingga -15,97 dB. Nilai hamburan balik pada polarisasi VH memiliki nilai yang lebih rendah dibandingkan dengan yang dimiliki oleh polarisasi VV.

IV.3 Analisis Uji Akurasi

Uji akurasi dapat dilakukan dengan menggunakan matrik konfusi. Data hasil pengolahan citra Sentinel-1A IW GRDH yang telah terklasifikasi SVM dengan resolusi spasial 10 x 10 m dilakukan validasi dengan menggunakan data survei lapangan. Hasil uji akurasi SVM dapat tersaji dalam **Tabel 3**.

Tabel 3 Hasil Matrik Konfusi Klasifikasi SVM

Citra	MLC		SVM	
	Akurasi Keseluruhan	Akurasi Kappa	Akurasi Keseluruhan	Akurasi Kappa
Mei 2021	0,87	0,82	0,98	0,95
Juni 2021	0,53	0,35	0,72	0,6
Juli 2021	0,83	0,77	0,87	0,88
Agustus 2021	0,84	0,71	0,86	0,82

Nilai akurasi keseluruhan pada algoritma MLC berada nilai terendah yaitu 0,53 pada bulan Juni dan nilai tertinggi yaitu 0,87 pada bulan Mei. Dan nilai akurasi kappa algoritma MLC berada nilai terendah yaitu 0,35 pada bulan Juni dan nilai tertinggi yaitu 0,82 pada bulan Mei. Nilai tertinggi dan terendah pada akurasi keseluruhan dan akurasi kappa masih berbanding lurus dengan Nilai tertinggi pada bulan Mei dan terendah pada bulan Juni. Nilai akurasi keseluruhan pada algoritma SVM berada nilai terendah yaitu 0,72 pada bulan Juni dan nilai tertinggi yaitu 0,98 pada bulan Mei. Dan nilai akurasi kappa algoritma SVM berada nilai terendah yaitu 0,6 pada bulan Juni dan nilai tertinggi yaitu 0,95 pada bulan Mei. Nilai tertinggi dan terendah pada akurasi keseluruhan dan akurasi kappa masih berbanding lurus dengan Nilai tertinggi pada bulan Mei dan terendah pada bulan Juni.

Nilai akurasi dengan skenario algoritma SVM memiliki nilai yang lebih besar 2 – 19 % dibandingkan dengan skenario algoritma MLC pada akurasi keseluruhan. Akurasi kappa pada skenario algoritma SVM memiliki nilai yang lebih besar 10 – 24 % dibandingkan dengan skenario algoritma MLC. Algoritma SVM lebih baik. Namun, kedua algoritma masih mendapatkan nilai akurasi yang baik.

IV.4 Pemantauan Fase Tumbuh Padi

Sebanyak 63,60 Ha lahan sawah di area kajian ditanami padi selama Bulan Mei hingga Bulan Agustus tahun 2021. Lahan sawah yang memasuki fase vegetatif awal pada bulan mei maka awal tanam yang berada pada bulan Mei 2021. Lahan sawah yang sudah memasuki fase generatif dan pematangan pada bulan Mei 2021 berarti dapat diprediksi memiliki awal masa tanam pada bulan Februari 2021. Hasil luasan fase tumbuh padi dapat dilihat pada **Tabel 4**

Tabel 4 Luas Fase Tumbuh Padi

Citra	Luas (Ha)			
	VA	VE	GE	PM
MEI 2021	10,86	7,20	29,34	16,32
JULI 2021	11,62	7,28	2,29	42,54
AGUSTUS 2021	22,90	1,59	2,93	36,32

Pada perekaman citra bulan Mei 2021 lahan sawah didominasi oleh fase generatif sebanyak 25,70 Ha. Fase generatif dan pematangan tersebut adalah buah hasil dari masa tanam padi untuk masa penanaman pertamanya yang dimulai pada bulan Februari 2021. Terdapat 5,27 Ha yang baru memasuki fase Vegetatif Awal yang diakibatkan sebelumnya terdampak banjir dengan waktu yang sedikit lebih lama. Dan juga terdapat 17,32 Ha yang sudah memasuki fase vegetatif, hal ini disebabkan dampak banjir dengan waktu surut yang lebih cepat.

Pada bulan Juli sebagian besar dari lahan sawah di Desa Asinan sudah masa panen yang digolongkan pada fase pematangan. Luasan fase pematangan pada bulan juni adalah sebesar 42,54 Ha. Dikarenakan sudah pada masa panen, pada fase vegetatif dan generatif tidak mendominasi dengan nilai luasan yang sangat kecil yaitu pada fase vegetatif sebesar 7,28 Ha. Dan pada fase generative sebesar 2,29 Ha yang merupakan luasan paling kecil. Fase vegetatif awal terdapat luasan dengan nilai 11,621 Ha.

Pada perekaman bulan Agustus 2021 lahan sawah masih didominasi oleh fase pematangan yang disebabkan sawah masih ada yang belum ditanami kembali dari masa panen pada bulan juli lalu. Namun beberapa wilayah sawah sudah mulai masuk masa persiapan dan beberapa juga sudah mulai ditanami awal. Dapat dilihat pada **Tabel 4**, luas pada fase pematangan mulai berkurang dari bulan sebelumnya yaitu bulan Juli 2021. Luas fase pematangan pada bulan Agustus sebesar 36,323 Ha. Fase Vegetatif awal memiliki luasan yang lebih dibanding pada bulan Juli sebesar 22,903 Ha. Pada fase vegetatif dan generatif masih belum berubah terlalu jauh dengan nilai 1,59 Ha pada fase vegetatif dan 2,933 Ha pada fase generatif.

IV.5 Estimasi Produksi Padi

Pada estimasi nilai produksi panen padi diperoleh dari hasil perhitungan secara rerata untuk mengetahui perkiraan produktivitas padi yang kemudian dikalikan dengan luasan dari fase tumbuh padi pada ketiga citra hasil klasifikasi. Dari hasil ini dapat diketahui estimasi produksi padi di Desa Asinan tahun 2021 pada satu kali masa tanam. Nilai estimasi Produksi padi dapat dilihat lebih lanjut pada **Tabel 5** hingga **Tabel 7**.

Tabel 5 Hasil Estimasi Produksi Padi Citra Bulan Mei 2021

Fase	Deskripsi Fase Tumbuh Padi	Luas (Ha)	Produktivitas Padi (Ton/Ha)	Produksi Padi (Ton)	Estimasi Waktu Panen
1	VA	10,86	5,25	57,06	17-18 Minggu
2	VE	7,20		37,81	13-14 Minggu
3	GE	29,34		154,08	9 - 10 Minggu
4	PM	16,32		85,72	4 - 5 Minggu
Jumlah				334,68	

Tabel 6 Hasil Estimasi Produksi Padi Citra Bulan Juli 2021

Fase	Deskripsi Fase Tumbuh Padi	Luas (Ha)	Produktivitas Padi (Ton/Ha)	Produksi Padi (Ton)	Estimasi Waktu Panen
1	VA	11,62	5,25	61,01	17-18 Minggu
2	VE	7,28		38,26	13-14 Minggu
3	GE	2,29		12,04	9 - 10 Minggu
4	PM	42,54		223,36	-
Jumlah				334,68	

Tabel 7 Hasil Estimasi Produksi Padi Citra Bulan Agustus 2021

Fase	Deskripsi Fase Tumbuh Padi	Luas (Ha)	Produktivitas Padi (Ton/Ha)	Produksi Padi (Ton)	Estimasi Waktu Panen
1	VA	22,90	5,25	120,24	17-18 Minggu
2	VE	1,59		8,34	13-14 Minggu
3	GE	2,93		15,39	9 - 10 Minggu
4	PM	36,32		190,69	-
Jumlah				334,68	

Pada **Tabel 5**, hasil perhitungan estimasi produksi padi Desa Asinan tahun 2021 pada hasil pengolahan citra bulan Mei 2021 pada fase 1 produksi padi sebesar 57,06 ton dengan estimasi waktu panen 17-18 minggu, fase 2 produksi padi sebesar 37,81 ton dengan estimasi waktu panen 13-14 minggu, fase 3 produksi padi sebesar 154,07 ton dengan estimasi waktu panen 9-10 minggu, fase 4 produksi padi sebesar 85,72 ton dengan estimasi waktu panen 4 – 5 minggu,

Pada citra bulan Juli 2021 pada **Tabel 6** di fase 1 produksi padi sebesar 61,01 ton dengan estimasi waktu panen 17-18 minggu, fase 2 produksi padi sebesar 38,26 ton dengan estimasi waktu panen 13-14 minggu, fase 3 produksi padi sebesar 12,04 ton dengan estimasi waktu panen 9-10 minggu, fase 4 produksi padi sebesar 223,36 ton dengan estimasi waktu panen 0 minggu atau sudah panen,

Tabel 7 Hasil Estimasi Produksi Padi Citra Bulan Agustus 2021 dalam satu kali masa tanam yaitu sebesar 334,687 ton. Estimasi waktu panen dapat dihitung dalam beberapa waktu ke depan setelah tanggal akuisisi citra tersebut yaitu tanggal 8 Agustus 2021. Pada fase 1 produksi padi sebesar 120,24 ton dengan estimasi waktu panen 17-18 minggu, fase 2 produksi padi sebesar 8,34 ton dengan estimasi waktu panen 13-14 minggu, fase 3 produksi padi sebesar 15,39 ton dengan estimasi waktu panen 12-13 minggu, fase 4 produksi padi sebesar 190,69 ton dengan estimasi waktu panen 0 minggu atau sudah panen,

V. Penutup

V.1 Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti dalam periode waktu tertentu ini, penarikan kesimpulan penelitian sebagai berikut.

1. Citra Sentinel-1 dapat digunakan untuk mengidentifikasi fase tumbuh padi dengan menggunakan algoritma MLC dan SVM. Dengan nilai hamburan balik rerata pada algoritma MLC pada polarisasi VV fase vegetatif awal adalah -9,952 dB, fase vegetatif adalah -9,479 dB, fase generatif adalah -9,025 dB, fase pematangan adalah -9,223 dB. Dan nilai hamburan balik rerata polarisasi VH fase vegetatif awal adalah -18,692 dB, fase vegetatif adalah -17,634 dB, fase generatif adalah -17,184 dB, fase pematangan adalah -15,991 dB. Nilai hamburan balik rerata pada algoritma SVM pada polarisasi VV fase vegetatif awal adalah -9,908 dB, fase vegetatif adalah -10,225 dB, fase generatif adalah -10,139 dB, fase pematangan adalah -9,107 dB. Dan nilai hamburan balik rerata polarisasi VH fase vegetatif awal adalah -18,47 dB, fase vegetatif adalah -17,404 dB, fase generatif adalah -17,363 dB, fase pematangan adalah -15,978 dB.
2. Hasil uji akurasi dengan metode matriks konfusi menggunakan data citra sentinel-1 IW GRDH terklasifikasi MLC dan SVM dengan data survei lapangan diperoleh nilai akurasi dengan skenario algoritma SVM memiliki nilai yang lebih besar 2 – 19 % dibandingkan dengan skenario algoritma MLC pada akurasi keseluruhan. Untuk akurasi kappa skenario algoritma SVM memiliki nilai yang lebih besar 10 – 24 % dibandingkan dengan skenario algoritma MLC. Dengan nilai akurasi keseluruhan dan kappa pada bulan Mei, Juli, Agustus sebesar >0.8. Nilai estimasi produksi padi dari hasil wawancara sebesar 5,25 ton/Ha. Hasil estimasi produksi padi pada bulan citra bulan Mei, fase 1 yaitu 57,06 ton, fase 2 yaitu 37,81 ton, fase 3 yaitu 154,07 ton, fase 4 yaitu 85,72 ton. Hasil estimasi produksi padi pada bulan citra bulan Juli, fase 1 yaitu 61,01 ton, fase 2 yaitu 38,26 ton, fase 3 yaitu 12,04 ton, fase 4 yaitu 223,36 ton. Hasil estimasi produksi padi pada bulan citra bulan Agustus, fase 1 yaitu 120,24 ton, fase 2 yaitu 8,34 ton, fase 3 yaitu 15,39 ton, fase 4 yaitu 190,69 ton.

V.2 Saran

Berikut saran yang dapat diperhatikan bagi penelitian selanjutnya agar penelitian kedepannya dapat terlaksana dengan baik yaitu:

1. Mengetahui perkiraan rilis data citra berdasarkan data orbit yang tersedia dari pihak instansi agar tidak terjadi tidak tersedianya data pada saat penelitian.
2. Dapat menggunakan full polarisasi untuk mendapatkan kombinasi band yang lebih baik.
3. Pada fase bera atau istirahat yang sebelumnya masuk ke kelas pematangan dan fase persiapan yang masuk kelas vegetatif awal, perlu dibuatkan kelas tersendiri.
4. Memperhatikan faktor-faktor luar yang mempengaruhi fase tumbuh padi, yaitu varietas padi, irigasi, gangguan hama, dan nutrisi.

5. Dapat digunakan metode klasifikasi machine learning yg lainnya seperti K-NN, *Gaussian*, *Random Forest*, *neural network* dan *decision tree*

DAFTAR PUSTAKA

- Ariwahid, A. N., Sukmono, A., & Subiyanto, S. (2019). ESTIMASI UMUR PADI MENGGUNAKAN METODE EVI MULTITEMPORAL BERBASIS IDENTIFIKASI THE EARLY PLANTING (TEP) DENGAN CITRA LANDSAT 8 DI KABUPATEN KENDAL DAN KABUPATEN DEMAK. *Jurnal Geodesi Undip*, 90-100.
- Buntoro, G. A. (2017). Analisis Sentimen Calon Gubernur DKI Jakarta 2017 Di Twitter. *Integer Journal*, 02(01), 32-41.
- Danoedoro, P. (2012). Pengantar Penginderaan Jauh Digital. Yogyakarta: ANDI Yogyakarta.
- Haniah, & Prasetyo, Y. (2012). PENGENALAN TEKNOLOGI RADAR UNTUK PEMETAAN SPASIAL DI KAWASAN TROPIS. *TEKNIK*, 32(2), 156-162.
- IRRI. (2002). *Rice Almanac (Third Edition)*. (J. L. Maclean, D. C. Dawe, B. Hardy, & G. P. Hettel, Eds.) Wallingford: CABI Publishing.
- IRRI. (2020). IRRI Southeast Asia. Retrieved Maret 16, 2021, Pukul 16.23, from International Rice Research Institute: <https://www.irri.org/where-we-work/countries/southeast-asia>
- KEMANTAN RI. (2021). Menggembirakan, Produksi Padi 2020 dan Potensi Januari-April 2021 Naik Dibandingkan Tahun Lalu. Retrieved Maret 16, 2021. Pukul 17.22, from Kementrian Pertanian RI Web Site: <https://www.pertanian.go.id/home/index.php?show=news&act=view&id=4716>
- Kuenzer, C., & Knauer, K. (2013). Remote Sensing of Rice Crop Areas – A Review. *International Journal of Remote Sensing*, 34(6), 2101-2139.
- Lestari, A. I., & Kushardono, D. (2020). Potensi Data Satelit SAR untuk Pemantauan dan Pemetaan Padi. In LAPAN, *Pemanfaatan Data Satelit Radar untuk Wilayah Darat Di Indonesia: Peluang dan Tantangan* (pp. 59-74). Jakarta.
- NASA. (2019). Remote Sensing Active Sensors. Retrieved Juli 10, 2021. Pukul 15.10 WIB, from EARTHDATA NASA: <https://earthdata.nasa.gov/learn/remote-sensors/active-sensors>
- Natural Resources Canada. (2015). *Fundamental of Remote Sensing*. A Canada Center for Remote Sensing.
- Onojeghuo, A. O., Blackburn, G. A., Wang, Q., Atkinson, P. M., Kindred, D., & Miao, Y. (2017). Mapping paddy rice fields by applying machine learning algorithms to multi-temporal Sentinel-1A and Landsat data. *International Journal of Remote Sensing*, 39(04), 1042-1067.
- Pariyono. (2021). Nilai Produksi Padi. (I. C. Nirtanto, Interviewer)
- Prasetya, R., & Danoedoro, P. (2018). PEMANTAUAN FASE PERTUMBUHAN TANAMAN PADI MENGGUNAKAN CITRA SYNTHETIC APERTURE RADAR (SAR-C) SENTINEL-1A DI SEBAGIAN WILAYAH KABUPATEN BANTUL. Yogyakarta: Fakultas Geografi UGM.
- Shabrina, N., Sukmono, A., & Subiyanto, S. (2020). ANALISIS IDENTIFIKASI FASE TUMBUH PADI UNTUK ESTIMASI PRODUKSI PADI DENGAN ALGORITMA EVI DAN NDRE MULTITEMPORAL PADA CITRA SENTINEL-2 DI KABUPATEN DEMAK. Semarang: DEPARTEMEN TEKNIK GEODESI FT UNDIP.
- Sisodia, P. S., Tiwari, V., & Kumar, A. (2014). Analysis of Supervised Maximum Likelihood Classification for Remote Sensing Image. *IEEE International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE-2014)*. Jaipur: IEEE.
- Tan, C. P., Koay, J. Y., Lim, K. S., & Ewe, H. T. (2007). CLASSIFICATION OF MULTI-TEMPORAL SAR IMAGES FOR RICE CROPS USING COMBINED ENTROPY DECOMPOSITION AND SUPPORT VECTOR MACHINE TECHNIQUE. *Progress In Electromagnetics Research*, 71, 19–39.
- Wada, Y., & Shibasaki, R. (1999). Estimation of forest biomass density in Kalimantan island using JERS-1 SAR data. *ACRS*.
- Zainal. (2021). Kondisi Pertanian Sawah Padi di Desa Asinan. (I. C. Nirtanto, Interviewer)