

Pemetaan Jenis Tanaman Menggunakan Pendekatan Machine-Learning dan Citra Sentinel-2: Studi Kasus di Lumajang, Jawa Timur, Indonesia

Mahrus Irsyam¹, Wheny Khirstianto², Nurud Diniyah³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Jember, Jl. Kalimantan No. 37
Kampus Tegalboto, Sumbersari, Jember, Indonesia.
wheny.fisip@unej.ac.id

ABSTRAK

Jenis tanaman menunjukkan intensitas penggunaan lahan untuk berbagai jenis tanaman pada suatu areal. Pemetaan jenis tanaman (crop type mapping) bertujuan untuk mengembangkan strategi di masa depan, sehingga sistem pertanian dapat berkelanjutan. Secara prinsip, berbagai jenis citra satelit dapat digunakan untuk memetakan variabilitas jenis tanaman (crop type) yang ada pada suatu areal lahan. Pada penelitian ini data Sentinel-2 digunakan sebagai input utama untuk memetakan jenis tanaman. Penelitian dilakukan di wilayah kecamatan Pasrujambe dan Candipuro ($\pm$ seluas 242,23 km²) di Kabupaten Lumajang. Penelitian ini menggunakan data Sentinel-2 dari tanggal 25 Juni hingga 6 Juli 2023 dengan tutupan awan minimal 10%. Selanjutnya, Data citra diproses menggunakan algoritma machine learning yang ada di platform GEE. Pada kasus ini, digunakan Algoritma random forest. Akurasi dihasilkan dengan menggunakan matriks konfusi dengan akurasi keseluruhan sebesar 85,82% dan nilai kappa sebesar 71,19%. Pemetaan menghasilkan 5 jenis penggunaan/tutupan lahan utama, berupa: paddy (17.31%), tebu (0.93%), vegetasi lain (69.74%), pasir (7.4%) dan lahan terbangun (4.59%). Secara umum, citra sentinel 2 dapat digunakan untuk pemetaan jenis tanaman. Variabilitas tutupan lahan yang sangat tinggi dan ukuran petak sawah yang kecil menjadi kendala dalam proses klasifikasi tanaman yang lebih detail.

Kata kunci: Pemetaan jenis tanaman, Sentinel 2, Random Forest, Lumajang

ABSTRACT

Crop type indicates the intensity of land use of various plant types in an area. Mapping crop type aims to develop strategies for the future so that agricultural systems can be sustainable. In principle, various types of satellite imagery can be used to map the variability of plant types (crop types) in an area. In this research, sentinel-2 data was used as a primary input to map crop types. This research was conducted in Pasrujambe and Candipuro sub-district ($\pm$ 242,23 km²) in Lumajang Regency. This study used Sentinel-2 data from 25 June to 6 July 2023 with a minimum cloud cover of 10%. In addition, the image data was processed using machine learning algorithms on the GEE platform. In this case, a random forest algorithm was used. Accuracy was generated using a confusion matrix with an overall accuracy of 85.82% and a kappa value of 71.19%. The mapping result in 5 main types of land use/cover, namely: paddy (17.31%), sugarcane (0.93%), other vegetation (69.74%), sand (7.4%) and built-up area (4.59%). In general, sentinel-2 imagery can be used for mapping crop types. The very high variability of land cover and the small size of rice field plots are obstacles in the process of more detailed plant classification.

Keywords: Crop-type mapping, Sentinel-2, Random Forest, Lumajang

1. PENDAHULUAN

Pemetaan jenis tanaman merupakan intensitas penggunaan lahan di suatu wilayah khususnya di bidang pertanian, perkebunan, dan sejenisnya untuk mengembangkan strategi kebijakan yang berkelanjutan (Blickensdörfer et al., 2022). Pemetaan jenis tanaman di sektor pertanian dapat digunakan untuk mendapatkan informasi terbaru untuk membuat perencanaan dan mengenali ancaman serta potensi ketahanan pangan dan

keberlanjutannya (Hegarty-Craver et al., 2020). Identifikasi tanaman dapat dilakukan menggunakan data penginderaan jauh (Erdanaev et al., 2022a). penginderaan jauh merupakan teknik yang telah terbukti efektif dalam menghasilkan informasi mengenai tutupan lahan dan jenis tanaman (Sun et al., 2020), baik diterapkan di wilayah yang sempit (Salas et al., 2020) maupun daerah yang luas (Griffiths et al., 2019).

Platform Sentinel-2 adalah salah satu data penginderaan jauh yang banyak digunakan untuk memetakan jenis tanaman di suatu wilayah. Sentinel-2 memiliki sensor multispektral dengan resolusi 10 m, 20 m, dan 60 m dan memiliki panjang gelombang yang ideal untuk identifikasi jenis tanaman (Prins & Van Niekerk, 2021). Beberapa penelitian tentang pemanfaatan sentinel-2 untuk pemetaan jenis tanaman telah dilakukan. Gumma et al. 2022, menggunakan sentinel-2 untuk identifikasi jenis tanaman pada lahan pertanian kecil dan mendapatkan akurasi yang tinggi (Gumma et al., 2022). Selain itu, Xie dan Niculescu. 2022, mengevaluasi citra sentinel-2 untuk memetakan tanaman musim dingin (Xie & Niculescu, 2022). Data sentinel-2 untuk pemetaan tutupan lahan dapat mengurangi kesalahan klasifikasi dalam penerapannya di bidang pertanian presisi (Liu et al., 2020; Tran et al., 2022). Untuk menghasilkan peta jenis tanaman, dapat dilakukan menggunakan platform Google Earth Engine (GEE).

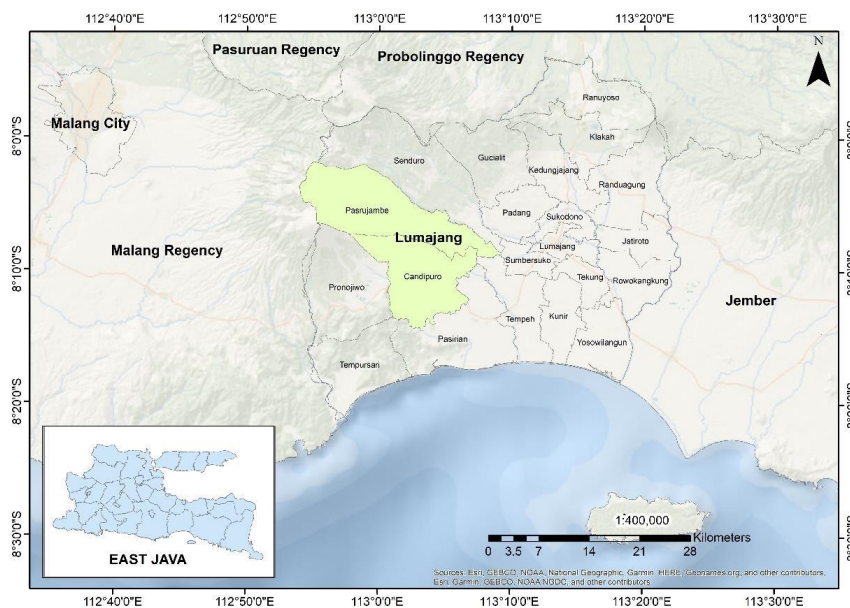
Peta jenis tanaman dapat dihasilkan menggunakan pendekatan machine-learning yang diterapkan pada citra satelit. Penelitian tentang pemetaan jenis tanaman menggunakan berbagai algoritma machine-learning dan sentinel-2 telah banyak dilakukan (Alami Machichi et al., 2023; Luo et al., 2023). Machine Learning (ML) adalah mesin yang dikembangkan berdasarkan kecerdasan buatan atau Artificial Intelligence (AI) untuk mengumpulkan data secara mandiri menggunakan algoritma yang dirancang untuk meniru cara manusia belajar. Machine-learning memiliki banyak kelebihan dimana dapat dioperasikan secara sederhana, pengoperasian dapat dilakukan dengan cepat, dan memiliki kemampuan yang dapat digunakan untuk mengolah berbagai macam jenis data secara bersamaan. Penggunaan metode machine learning untuk remote sensing seperti Random Forest (RF), Neural Network (NN), Support Vector Machines (SVM), dan metode pemrosesan lainnya telah berkembang sangat pesat dengan tingkat akurasi yang tinggi (Feng et al., 2019). Beberapa penelitian yang telah banyak dilakukan terkait pemanfaatan berbagai algoritma machine learning untuk identifikasi jenis tanaman menunjukkan bahwa algoritma random forest memiliki efisiensi dan akurasi yang baik (Akbari et al., 2020; Kpienbaareh et al., 2021; Wei et al., 2023).

Tujuan penelitian ini adalah untuk menghasilkan peta tutupan lahan menggunakan citra Sentinel-2 di Kecamatan Pasrujambe dan Candipuro Kabupaten Lumajang, dan mengevaluasi algoritma random forest yang digunakan untuk menghasilkan peta tutupan lahan. Keakuratan hasil klasifikasi dinilai menggunakan confusion matrix yang diperoleh dari pengumpulan data lapangan. Pemetaan jenis tanaman telah banyak dipetakan secara pada areal yang luas dengan varietas tanaman yang seragam. Penelitian ini dilakukan pada areal terbatas dengan luas lahan dan varietas tanaman yang bervariasi.

2. METODE PENELITIAN

2.1 WILAYAH PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di wilayah seluas 242.23 km² yang meliputi Kecamatan Pasrujambe dan Kecamatan Candipuro yang terletak di Kabupaten Lumajang (Gambar 1). Kecamatan pasrujambe terletak sejauh 23 km dari pusat Kabupaten Lumajang dengan ketinggian 75-2500 mdpl dan memiliki rata-rata curah hujan sebesar 952 mm dengan jumlah hujan sebanyak 220 hari dalam satu tahun. Mayoritas wilayah Kecamatan Pasrujambe terletak di kaki gunung semeru dengan sekitar 50% wilayahnya adalah vegetasi rapat. Sedangkan Kecamatan Candipuro terletak pada ketinggian 322 mdpl dengan curah hujan sebesar 2018 mm per tahun.



Gambar 1. Wilayah kajian yang meliputi Kecamatan Pasrujambe dan Kecamatan Candipuro, Kabupaten Lumajang
Sumber: Esri, (2023)

2.2 INPUT DATA

A. DATA SATELIT

Penelitian ini menggunakan citra Sentinel-2 perekaman tahun 2023. Sentinel-2 adalah satelit multispektral yang memiliki dua satelit resolusi tinggi dan diluncurkan pada orbit sun-synchronous (Agency, 2015). Pada penelitian ini menggunakan data citra sentinel-2 mulai tanggal 25 juni hingga 6 juli 2023 dengan tutupan awan minimum sebesar 10%. Kondisi topografi dan iklim di wilayah penelitian menyebabkan citra yang direkam memiliki

tutupan awan yang tebal. Selain itu, tidak mudah untuk mendapatkan citra satelit yang bebas dari tutupan awan.

B. PENGUMPULAN DATA LAPANG DAN SAMPLING

Data lapangan diidentifikasi dan dikumpulkan pada bulan juni hingga juli 2023. Titik koordinat pada masing-masing petak lahan direkam menggunakan GPS. Pengambilan titik koordinat dilakukan di tengah batas petak lahan. Jenis tanaman pada masing-masing petak dikumpulkan menggunakan kamera. Penelitian ini menggunakan titik kontrol sebanyak 160 titik, meliputi padi, lahan terbangun, sungai, tebu, dan vegetasi rapat (hutan, pinus, lahan jati, dan lahan sengon). Pengumpulan data lapang disesuaikan dengan kondisi tutupan vegetasi sebenarnya. Gambar 2 merupakan contoh data lapang yang direkam menggunakan kamera dan drone.



Gambar 2. Data lapang yang direkam menggunakan kamera dan drone

Sumber: Pengumpulan data lapang, (2023)

Data lapang digunakan sebagai referensi untuk membuat training area. Untuk meningkatkan hasil pembuatan training area, jenis tutupan lahan lain yang sulit dijangkau ketika survey lapang dilakukan dengan bantuan citra google earth. Training sample dibagi menjadi 70% data testing dan 30% data validasi. Data testing sebesar 70% (31896 pixel) digunakan sebagai input klasifikasi, sedangkan 30% data validasi (13726 pixel) digunakan untuk validasi algoritma dan melakukan uji akurasi (Shaharum et al., 2020).

Identifikasi training area menggunakan GEE mendapatkan lima (5) kelas tutupan meliputi daerah terbangun, pasir, vegetasi, padi, dan tebu. Training area dibuat menggunakan format polygon. Adapun kelas dan jumlah training sample yang dibuat ditunjukkan pada Tabel 1.

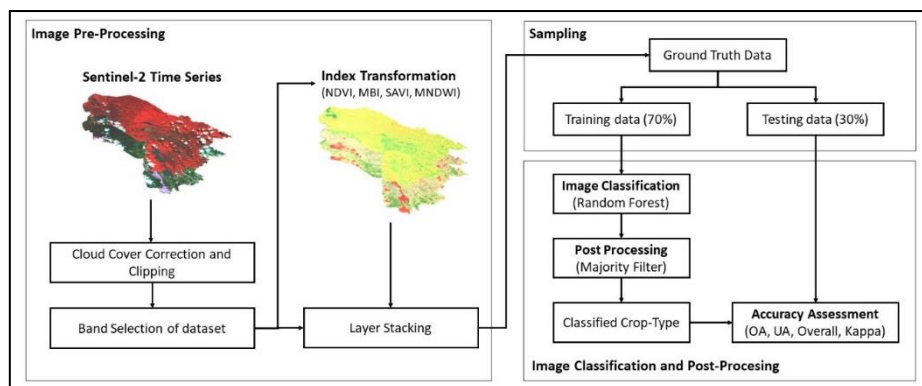
Tabel 1. Jumlah training sample dan kelas

Kelas	Jumlah sampel (pixel)	Persentase (%)
Lahan terbangun	1229	3.27
Pasir	11109	29.53
Vegetasi	23062	61.31
Padi	1184	3.15
Tebu	1032	2.74

Sumber: Data diolah, (2023)

C. PENGOLAHAN CITRA

Citra sentinel-2 diolah menggunakan platform cloud computing GEE. GEE menyediakan banyak algoritma klasifikasi berbasis pixel yang dapat digunakan untuk membuat peta jenis tanaman (Shelestov et al., 2017). Pada penelitian ini GEE juga digunakan untuk mengumpulkan data sentinel-2, transformasi indeks vegetasi, dan membuat peta klasifikasi tanaman menggunakan algoritma random forest. Penelitian ini menggunakan algoritma random forest dan kombinasi empat indeks vegetasi untuk meningkatkan akurasi. Gambar 3 merupakan diagram alir penelitian.



Gambar 3. Alur kerja penelitian yang dilakukan di GEE untuk menghasilkan peta tipe tanaman

Sumber: Data diolah, (2023)

a. Indeks Vegetasi

Beberapa indeks vegetasi yang dihasilkan digunakan sebagai input klasifikasi data. Adapun indeks vegetasi yang digunakan yaitu Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Modified Bare Soil Index (MBI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), and Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI). Masing-masing persamaan indeks vegetasi ditampilkan pada Tabel 2.

Table 2. Persamaan indeks vegetasi yang digunakan pada penelitian ini

Index	Formula	References
NDVI	$(NIR - Red) / (NIR + Red)$	(Nouri et al., 2017)
MBI	$((SWIR_1 - SWIR_2 - NIR) / (SWIR_1 + SWIR_2 + NIR) + f)$	(Nguyen et al., 2021)
SAVI	$((NIR - Red) / (NIR + Red + L) (1 + L))$	(Huete et al., 1992)
MNDWI	$(Green - SWIR) / (Green + SWIR)$	(Xu, 2006)

NDVI adalah salah satu indeks yang banyak digunakan untuk membuat peta klasifikasi jenis tanaman dengan membandingkan perbedaan nilai reflektansi pita merah (Red) dan pita inframerah dekat (NIR) (Erdanaev et al., 2022b; HAO et al., 2020; Tariq et al., 2022). Rentang nilai NDVI berada pada kisaran -1 hingga 1 (Nouri et al., 2017).

MBI adalah indeks yang digunakan untuk membedakan antara lahan pertanian dan non-pertanian. Indeks ini digunakan secara spesifik untuk mengidentifikasi lahan kosong dan lahan bera pada pertanian (Nguyen et al., 2021). Rentang nilai MBI berada pada kisaran -0.5 hingga +1.5, dimana nilai MBI yang lebih tinggi menunjukkan adanya lahan kosong sedangkan nilai yang lebih rendah menunjukkan adanya perairan atau vegetasi. Dalam perhitungan MBI, digunakan faktor tambahan f dengan nilai 0,5 dan dihitung menggunakan persamaan pada Tabel 3.

SAVI adalah indeks vegetasi yang digunakan untuk meminimalkan pengaruh tanah terhadap perhitungan nilai vegetasi dengan menggunakan nilai L sebagai faktor penyesuaian tanah. Nilainya berkisar antara -1 hingga 1. Nilai L berbeda-beda untuk setiap jenis tutupan vegetasi, yaitu 0 atau 0,25 untuk vegetasi rapat, 1 untuk vegetasi jarang, dan 0,5 untuk tutupan vegetasi sedang.

MNDWI adalah modifikasi indeks dari NDWI dimana perhitungannya menggunakan band SWIR. Indeks ini digunakan untuk membedakan badan air dengan tutupan lahan lainnya (McFeeters, 1996).

b. Random Forest

Random Forest (RF) adalah metode klasifikasi machine-learning terbimbing non-parametrik. RF adalah kumpulan pohon keputusan yang digabungkan untuk mengurangi varians dan membuat prediksi data menjadi lebih akurat. RF dapat digunakan untuk klasifikasi dan analisis regresi (Shaharum et al., 2020). Penelitian ini menggunakan algoritma RF karena algoritma ini banyak digunakan dan telah terbukti memiliki kemampuan yang baik dalam membuat peta jenis tanaman.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

HASIL

A. UJI AKURASI

Uji akurasi dilakukan menggunakan plugin AcATaMa yang disediakan pada aplikasi QGIS. Plugin AcATaMa memiliki fitur yang dapat digunakan untuk membuat sampling, perencanaan respons, dan estimasi dalam kerangka inferensi berbasis desain (Llano, 2019). Peta tematik jenis tanaman dievaluasi menggunakan confusion matrix yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji akurasi peta jenis tanaman

Kelas	Lahan terbangun	Pasir	Vegetasi	Padi	Tebu	Total	User Accuracy
-------	-----------------	-------	----------	------	------	-------	---------------

Lahan terbangun	36	3	0	6	1	46	78.26
Pasir	1	48	9	18	1	77	62
Vegetasi	3	3	665	60	8	739	89.99
Padi	11	5	10	144	5	175	82.29
Tebu	0	0	1	3	3	7	43
Total	51	59	685	231	18	1044	
Producer Accuracy	70.59	81	97.08	62.34	17		
Overall Accuracy = 85.82%, Kappa Accuracy = 71.19%							

Sumber: Data diolah, (2023)

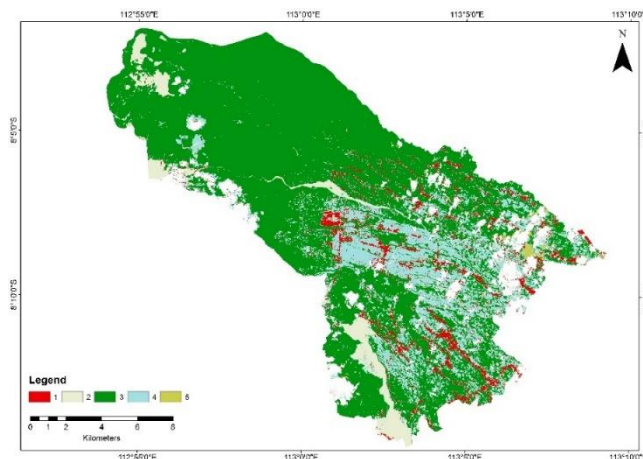
Tabel 4 menunjukkan hasil akurasi peta yang meliputi PA, UA, OA, dan Kappa. Secara umum, hasil klasifikasi dengan kombinasi indeks NDVI, MBI, SAVI, dan MNDWI menggunakan algoritma RF menghasilkan akurasi yang baik dimana nilai Kappa sebesar 71.19% dan OA sebesar 85.82%. pada penelitian padi dan tebu adalah jenis tanaman yang dapat dikenali. Namun, UA dan PA pada tebu menunjukkan nilai paling kecil dimana nilai UA sebesar 43% dan PA sebesar 17%.

Identifikasi jenis tanaman di Kecamatan Pasrujambe dan Candipuro memiliki tantangan berdasarkan kondisi klimatologi dan geografi wilayahnya. Wilayah kajian adalah daerah lereng pegunungan Semeru dengan curah hujan yang tinggi, sehingga menyebabkan citra yang digunakan sebagai input klasifikasi memiliki tutupan awan. Selain itu, kondisi pertanian di wilayah kajian merupakan pertanian heterogen dan banyak petani yang menerapkan sistem tumpang sari. Berdasarkan kondisi tersebut, hasil klasifikasi memiliki tingkat ambiguitas yang cukup besar.

Penelitian ini menggunakan citra sentinel-2 dan training sampel yang terbatas (Tabel 2). Kedua data tersebut direkam mulai tanggal 25 juni hingga 6 juli 2023. Hasil akurasi klasifikasi dapat ditingkatkan dengan menggunakan training sampel jenis tanaman pada beberapa tahun. Penelitian yang dilakukan oleh Zhi et al. 2022 menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi akan mendapatkan nilai yang rendah jika hanya menggunakan training sampel jenis tanaman satu tahun. Namun, akurasi dapat ditingkatkan ketika beberapa training sampel jenis tanaman dari beberapa tahun digunakan sebagai input klasifikasi, terutama padi dan jagung (Zhi et al., 2022).

B. PETA TEMATIK KLASIFIKASI JENIS TANAMAN

Penelitian ini menggunakan data sentinel-2 level 2A yang diolah menggunakan platform GEE dan algoritma RF. Hasil klasifikasi jenis tanaman mendapatkan lima kelas yaitu (1) lahan terbangun, (2) pasir, (3) vegetasi, (4) padi, dan (5) tebu yang ditampilkan pada Gambar 3. Jenis tanaman diidentifikasi menggunakan data lapangan yang telah dikumpulkan.



Gambar 3. Peta tematik klasifikasi jenis tanaman di Kecamatan Pasrujambe dan Candipuro, Kabupaten Lumajang
Sumber: Data diolah, (2023)

Tabel 4 menunjukkan luas masing-masing kelas, dimana dua jenis tanaman pangan dominan yang teridentifikasi pada wilayah kajian adalah padi dan tebu. Di wilayah studi, hutan primer, pinus, pepohonan jati, dan pepohonan sengon menjadi tutupan vegetasi yang paling dominan. Secara berturut-turut, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa luas daerah padi sebesar 46.22 ha (17.31%) dan tebu sebesar 2.49% (0.93%). Sedangkan vegetasi menyumbang sebesar 69.74% dari total estimasi luas. Nilai tersebut berpengaruh secara signifikan pada akurasi secara keseluruhan. Selain itu, lahan terbangun menunjukkan perkiraan luas sebesar 12.25 ha atau sekitar 4.59% dan pasir sebesar 19.87 atau sekitar 7.44% dari wilayah kajian.

Table 4. Luas masing-masing kelas

Class	Area (ha)	Percentage (%)
Lahan terbangun	12.25	4.59
Pasir	19.87	7.44
Vegetasi	186.26	69.74
Padi	46.22	17.31
Tebu	2.49	0.93
Total	267.09	100

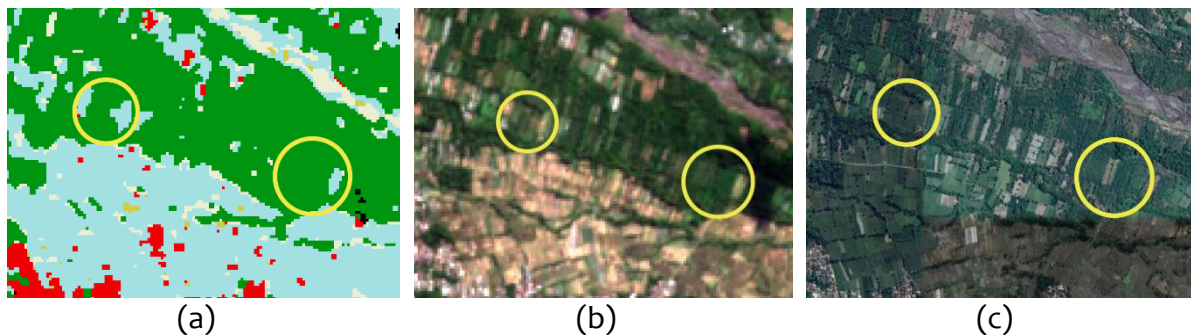
Sumber: Data diolah, (2023)

PEMBAHASAN

Pemetaan jenis tanaman sangat penting untuk berbagai aplikasi, khususnya di bidang pertanian. Namun, pemetaan jenis tanaman di Kabupaten Candipuro dan Pasrujambe merupakan suatu tantangan karena wilayah ini merupakan lingkungan yang heterogen dengan kondisi klimatologi dan geografis serta resolusi gambar temporal dan spasial yang terbatas. Pasaunya, wilayah tersebut beriklim tropis. Tantangan lain yang

dihadapi adalah ketersediaan data bebas awan dan bebas bayangan awan, sulit menemukan solusi optimal untuk resolusi temporal dan komposit bebas awan, sehingga menyebabkan banyak data hilang. Solusi yang ditawarkan untuk penelitian lebih lanjut adalah dengan menggunakan citra Sentinel-1 dan perpaduan citra Sentinel-1 dan Sentinel-2. Citra Sentinel-1 menggunakan sensor gelombang mikro dan beroperasi siang dan malam tanpa hambatan cuaca, sehingga menawarkan data bebas awan. Eksperimen yang dilakukan oleh Orybaikyzy et al. dan Kpeinbaareh dkk. (Guo et al. 2018; Kpeinbaareh et al. 2021) menunjukkan bahwa penggabungan data Sentinel-1 dan Sentinel-2 dapat meningkatkan hasil klasifikasi jenis tanaman di Jerman Utara dan Malawi Utara. Dalam penelitian ini, fokus yang dilakukan pada penggunaan citra Sentinel-2 yang dikombinasikan dengan beberapa indeks vegetasi (NDVI, MBI, SAVI, MNDWI) yang diproses pada platform GEE menggunakan pengklasifikasi RF untuk menghasilkan peta jenis tanaman tematik di Kecamatan Pasrujambe dan Kecamatan Candipuro Kabupaten Lumajang.

Random forest merupakan algoritma yang banyak digunakan dalam berbagai penelitian dan terbukti lebih akurat (Dakir, Barramou, and Alami 2023; Hudait and Patel 2022). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma RF dapat membedakan jenis tanaman di wilayah penelitian dalam hal akurasi keseluruhan (Tabel 4). Akurasi keseluruhan yang diperoleh sebesar 85,82%, dan nilai kappa sebesar 71,19%. Faktor penyebab yang mempengaruhi keakuratan adalah terjadinya kesalahan klasifikasi. Misalnya pada penelitian ini terjadi kesalahan klasifikasi karena kesamaan nilai piksel antara padi (Band 02 = 0.1288, Band 03 = 0.1479, dan Band 04 = 0.126) dan vegetasi (Band 02 = 0.1238, Band 03 = 0.1385, Band 04 = 0.1206). Gambar 4a menunjukkan bagaimana padi diklasifikasikan sebagai vegetasi. Perbandingan kemiripan antara padi dan vegetasi pada citra Sentinel-2 ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan antara hasil klasifikasi, citra sentinel-2, dan citra google
Sumber: Data diolah, (2023)

Penelitian ini menggunakan cloud computing GEE sebagai platform pengolahan data. GEE adalah platform analisis geospasial yang menyediakan berbagai algoritma pemrosesan, database ekstensif, dan daya komputasi serta memfasilitasi sejumlah besar citra resolusi tinggi untuk memetakan jenis tanaman (Liu et al. 2020). Pengolahan data dengan cara konvensional (tanpa cloud computing) akan memakan waktu yang cukup lama. Dengan

GEE, pemrosesan dapat diselesaikan hanya dalam beberapa detik, sehingga pengambilan keputusan dapat dilakukan dengan cepat (Shelestov et al. 2017b).

4. KESIMPULAN

Peta jenis tanaman di Kecamatan Pasrujambe dan Kecamatan Candipuro dihasilkan menggunakan pendekatan machine-learning yang disediakan oleh platform komputasi awan Google Earth Engine (GEE). Penelitian ini menggunakan data time series Sentinel-2 yang disediakan dalam jumlah besar dan gratis oleh GEE. Gambar tersebut diproses menggunakan pengklasifikasi hutan acak dan menunjukkan akurasi keseluruhan sekitar 85,82% dan nilai kappa sebesar 71,19%. Namun karena karakteristik klimatologi dan geografis wilayah kajian, identifikasi jenis tanaman di daerah penelitian sulit dilakukan. Daerah penelitian merupakan daerah perbukitan Gunung Semeru dengan curah hujan yang relatif tinggi sehingga citra memiliki tutupan awan. Di sisi lain, kondisi pertanian di daerah penelitian bervariasi dan banyak petani yang menanam tanaman dengan teknik tumpangsari.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih pada Hibah Internal Universitas Jember Skim Penelitian Produktivitas Guru Besar (PRGB) Tahun 2023 SK. Rektor Universitas Jember Nomor: 7575/UN25/KP/2023, seluruh pembantu lapang, dan seluruh pihak yang terlibat pada penelitian ini.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Agency, E. S. (2015). *SENTINEL-2 User Handbook Sentinel-2 User Handbook SENTINEL-2 User Handbook*. 1, 1–64.
- Akbari, E., Bolorani, A. D., Samany, N. N., Hamzeh, S., Soufizadeh, S., & Pignatti, S. (2020). Crop Mapping Using Random and Particle Swarm Optimization based on Multi-Temporal Sentinel-2. *Remote Sensing*, 12(9), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12091449>
- Alami Machichi, M., mansouri, loubna El, imani, yasmina, Bourja, O., Lahlou, O., Zennayi, Y., Bourzeix, F., Hanadé Houmma, I., & Hadria, R. (2023). Crop mapping using supervised machine learning and deep learning: a systematic literature review. *International Journal of Remote Sensing*, 44(8), 2717–2753. <https://doi.org/10.1080/01431161.2023.2205984>
- Blickensdörfer, L., Schwieder, M., Pflugmacher, D., Nendel, C., Erasmi, S., & Hostert, P. (2022). Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany. *Remote Sensing of Environment*, 269(January), 112831. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112831>
- Erdanaev, E., Kappas, M., & Wyss, D. (2022a). Irrigated Crop Types Mapping in Tashkent Province of Uzbekistan with Remote Sensing-Based Classification Methods. *Sensors*. <https://doi.org/10.3390/s22155683>

- Erdanaev, E., Kappas, M., & Wyss, D. (2022b). The Identification of Irrigated Crop Types Using Support Vector Machine, Random Forest and Maximum Likelihood Classification Methods with Sentinel-2 Data in 2018: Tashkent Province, Uzbekistan. *International Journal of Geoinformatics*. <https://doi.org/10.52939/ijg.v18i2.2151>
- Feng, S., Zhao, J., Liu, T., Zhang, H., Zhang, Z., & Guo, X. (2019). Crop Type Identification and Mapping Using Machine Learning Algorithms and Sentinel-2 Time Series Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2922469>
- Griffiths, P., Nendel, C., & Hostert, P. (2019). Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping. *Remote Sensing of Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.10.031>
- Gumma, M. K., Tummala, K., Dixit, S., Collivignarelli, F., Holecz, F., Kolli, R. N., & Whitbread, A. M. (2022). Crop type identification and spatial mapping using Sentinel-2 satellite data with focus on field-level information. *Geocarto International*. <https://doi.org/10.1080/10106049.2020.1805029>
- HAO, P. yu, TANG, H. jun, CHEN, Z. xin, MENG, Q. yan, & KANG, Y. peng. (2020). Early-season crop type mapping using 30-m reference time series. *Journal of Integrative Agriculture*. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(19\)62812-1](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(19)62812-1)
- Hegarty-Craver, M., Polly, J., O'Neil, M., Ujeneza, N., Rineer, J., Beach, R. H., Lapidus, D., & Temple, D. S. (2020). Remote crop mapping at scale: Using satellite imagery and UAV-acquired data as ground truth. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs12121984>
- Huete, A. R., Hua, G., Qi, J., Chehbouni, A., & van Leeuwen, W. J. D. (1992). Normalization of multidirectional red and NIR reflectances with the SAVI. *Remote Sensing of Environment*. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90074-T](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90074-T)
- Kpienbaareh, D., Sun, X., Wang, J., Luginaah, I., Bezner Kerr, R., Lupafya, E., & Dakishoni, L. (2021). Crop Type and Land Cover Mapping in Northern Malawi Using the Integration of Sentinel-1, Sentinel-2, and PlanetScope Satellite Data. *Remote Sensing*, 13(4), 700. <https://doi.org/10.3390/rs13040700>
- Liu, L., Xiao, X., Qin, Y., Wang, J., Xu, X., Hu, Y., & Qiao, Z. (2020). Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111624. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111624>
- Llano, X. C. (2019). AcATaMa - QGIS plugin for Accuracy Assessment of Thematic Maps. <https://plugins.qgis.org/plugins/AcATaMa/>
- Luo, K., Lu, L., Xie, Y., Chen, F., Yin, F., & Li, Q. (2023). Crop type mapping in the central part of the North China Plain using Sentinel-2 time series and machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107577. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107577>
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>

- Nguyen, C. T., Chidthaisong, A., Kieu Diem, P., & Huo, L.-Z. (2021). A Modified Bare Soil Index to Identify Bare Land Features during Agricultural Fallow-Period in Southeast Asia Using Landsat 8. In *Land* (Vol. 10, Issue 3). <https://doi.org/10.3390/land10030231>
- Nouri, H., Anderson, S., Sutton, P., Beecham, S., Nagler, P., Jarchow, C. J., & Roberts, D. A. (2017). NDVI, scale invariance and the modifiable areal unit problem: An assessment of vegetation in the Adelaide Parklands. *Science of The Total Environment*, 584–585, 11–18. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.130>
- Prins, A. J., & Van Niekerk, A. (2021). Crop type mapping using LiDAR, Sentinel-2 and aerial imagery with machine learning algorithms. *Geo-Spatial Information Science*, 24(2), 215–227. <https://doi.org/10.1080/10095020.2020.1782776>
- Salas, E. A. L., Subburayalu, S. K., Slater, B., Zhao, K., Bhattacharya, B., Tripathy, R., Das, A., Nigam, R., Dave, R., & Parekh, P. (2020). Mapping crop types in fragmented arable landscapes using AVIRIS-NG imagery and limited field data. *International Journal of Image and Data Fusion*. <https://doi.org/10.1080/19479832.2019.1706646>
- Shaharum, N. S. N., Shafri, H. Z. M., Ghani, W. A. W. A. K., Samsatli, S., Al-Habshi, M. M. A., & Yusuf, B. (2020). Oil palm mapping over Peninsular Malaysia using Google Earth Engine and machine learning algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100287>
- Shelestov, A., Lavreniuk, M., Kussul, N., Novikov, A., & Skakun, S. (2017). Exploring Google earth engine platform for big data processing: Classification of multi-temporal satellite imagery for crop mapping. *Frontiers in Earth Science*, 5, 1–10. <https://doi.org/10.3389/feart.2017.00017>
- Sun, L., Chen, J., Guo, S., Deng, X., & Han, Y. (2020). Integration of time series sentinel-1 and sentinel-2 imagery for crop type mapping over oasis agricultural areas. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/RS12010158>
- Tariq, A., Yan, J., Gagnon, A. S., Riaz Khan, M., & Mumtaz, F. (2022). Mapping of cropland, cropping patterns and crop types by combining optical remote sensing images with decision tree classifier and random forest. *Geo-Spatial Information Science*. <https://doi.org/10.1080/10095020.2022.2100287>
- Tran, K. H., Zhang, H. K., McMaine, J. T., Zhang, X., & Luo, D. (2022). 10 m crop type mapping using Sentinel-2 reflectance and 30 m cropland data layer product. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102692>
- Wei, P., Ye, H., Qiao, S., Liu, R., Nie, C., Zhang, B., Song, L., & Huang, S. (2023). Early Crop Mapping Based on Sentinel-2 Time-Series Data and the Random Forest Algorithm. *Remote Sensing*, 15(3212), 1–18. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/rs15133212>
- Xie, G., & Niculescu, S. (2022). Mapping Crop Types Using Sentinel-2 Data Machine Learning and Monitoring Crop Phenology with Sentinel-1 Backscatter Time Series in Pays de Brest, Brittany, France. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs14184437>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*.

<https://doi.org/10.1080/01431160600589179>

Zhi, F., Dong, Z., Guga, S., Bao, Y., Han, A., Zhang, J., & Bao, Y. (2022). Rapid and Automated Mapping of Crop Type in Jilin Province Using Historical Crop Labels and the Google Earth Engine. *Remote Sensing*. <https://doi.org/10.3390/rs14164028>