

Analisis Spasial Sawah Kabupaten Sidenreng Rappang Menggunakan Data Landsat-8 dengan Metode *Random Forest*

Romansah Wumu^a, Ryo Anugrah^b, Nia Kurniadin^a, & Andi Baso Sofyan A. P.^c

^a Program Studi Teknologi Rekayasa Geomatika dan Survei, Politeknik Pertanian Negeri Samarinda, Samarinda

^b Program Diploma 3 Teknologi Geomatika, Politeknik Pertanian Negeri Samarinda, Samarinda

^c Program Studi Teknologi Geomatika, Politeknik Pertanian Negeri Samarinda, Samarinda

ABSTRACT

Rice fields play a crucial role in ensuring food security in a region. However, a major challenge is preventing the conversion of rice fields, which can jeopardize food availability. Therefore, it is essential to rapidly and accurately map rice field areas to precisely detect changes. An effective approach involves remote sensing technology and cloud computing. This research aims to map rice fields in Sidenreng Rappang Regency using Landsat-8 data with the random forest method on the Google Earth Engine platform. This method has proven efficient in image classification and yields accurate land mapping. In this study, Landsat-8 data serves as the primary source, with random forest classifying areas as rice fields. The main finding indicates that the total area of rice fields in Sidenreng Rappang Regency reaches 51,480.43 hectares. Validation using data from the Central Statistics Agency (BPS) reveals a difference in area of 0.67%, while regression analysis demonstrates a strong correlation between mapping data and BPS data, with an R-squared value of 0.9455.

ARTICLE HISTORY

Received: August 17, 2023

Accepted: October 05, 2023

Published: October 06, 2023

KEYWORDS

Google Earth Engine, Luas Sawah, *Remote Sensing*, *Random Forest*, Tutupan Lahan

CORRESPONDING AUTHOR

Romansah Wumu

Email: romansahwumu@gmail.com

How to cite: Wumu, R., Anugrah, R., Kurniadin, N., & Sofyan A. P., A. B. (2023). Analisis Spasial Sawah Kabupaten Sidenreng Rappang Menggunakan Data Landsat-8 dengan Metode *Random Forest*. *Journal of Geomatics Engineering, Technology, and Science (JGETS)*, 2(1), 36-40. <https://doi.org/10.51967/get.v2i1.31>

1. PENDAHULUAN

Ketahanan pangan menjadi salah satu target dalam Visi Indonesia tahun 2025. Hal tersebut tertuang pada pilar ke II Pembangunan Ekonomi Berkelanjutan. (Kementerian PPN/Bappenas, 2019). Salah satu faktor penting untuk menjaga ketahanan pangan adalah dengan menambah lahan pertanian dan mencegah terjadinya perubahan penggunaan lahan pertanian menjadi lahan non pertanian (Muryono & Utami, 2020). Dalam sektor pertanian, lahan-lahan sawah menjadi aset berharga untuk meningkatkan produksi pangan dan memastikan pasokan bahan pangan yang mencukupi bagi masyarakat (Zulfikar et al., 2013).

Provinsi Sulawesi Selatan merupakan provinsi penghasil beras terbesar ke empat di Indonesia dengan produksi sebanyak 5.360.169,00 ton di tahun 2022 (BPS, 2023b). Kabupaten penghasil padi terbesar di Sulawesi selatan secara berturut-turut adalah Bone, Wajo, Pinrang, dan Sidenreng Rappang (BPS, 2023a).

Lahan sawah perlu dilindungi dan dijaga agar tidak mengalami perubahan penggunaan lahan sawah menjadi lahan non sawah. Teknologi penginderaan jauh dapat dimanfaatkan untuk memetakan area sawah dengan cepat, dengan demikian perubahan penggunaan lahan sawah menjadi lahan non sawah dapat diidentifikasi dengan cepat (Musfiza et al., 2023).

Data citra satelit telah banyak digunakan untuk memetakan tutupan lahan. Pemetaan tutupan lahan

CONTACT Romansah Wumu ✉ romansahwumu@gmail.com

© 2023 The Author(s). Published by Tanesa Press, Politeknik Pertanian Negeri Samarinda.

This is Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), which permits, unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

dapat dilakukan dengan berbagai metode. Saat ini salah satu metode yang baik dalam memetakan tutupan lahan menggunakan data *hyperspectral* adalah metode *supervised classification* dengan algoritma *random forest* (RF) (Belgiu & Drăgu, 2016; Sheykhmousa et al., 2020).

RF merupakan salah satu metode klasifikasi *machine learning* yang menerapkan teknik klasifikasi ensambel. Teknik klasifikasi ensambel memprediksi dengan mengambil rata-rata dari prediksi beberapa model dasar yang independen. RF menggunakan kombinasi dari banyak pohon yang digunakan untuk memperoleh hasil dari mayoritas suara (*majority vote*). Hasil mayoritas suara tersebut digunakan sebagai nilai kelas pada hasil klasifikasi (Breiman, 2001; Danoedoro & Heru Murti, 2019; PCI Geomatics Enterprises, 2022). RF merupakan kumpulan *classifier* yang berjumlah k sehingga membentuk (*decision tree*) (Persamaan 1)

$$RF = \{h(x, \theta_k), k = 1, \dots\} \quad (1)$$

dimana h merupakan *classifier (decision tree)*, x adalah input *vector*, dan θ_k merupakan *independent and identically distributed (IID) random vectors*.

Untuk setiap *decision tree*, data x dimasukkan sebagai input setelah di-resampling menggunakan vektor acak yang berasal dari data x itu sendiri. Performa setiap *classifier* ditentukan melalui *voting*, yang kemudian digunakan untuk menentukan hasil kelas dari *randomforest* (C) (Persamaan 2).

$$\hat{C}_{rf} = \text{majority vote} \{\hat{C}_n(x)\}_{n=1}^N \quad (2)$$

dimana \hat{C}_{rf} merupakan kelas hasil dari RF (operator hat pada c menunjukkan hasil kelas merupakan hasil dari estimasi), x merupakan input *vector*, dan \hat{C}_n merupakan kelas prediksi dari pohon (*tree*) ke- n pada RF (Willy et al., 2021).

Pada era Teknologi 4.0, perkembangan komputasi awan mengalami kemajuan pesat. Dalam konteks pemrosesan data dari penginderaan jauh, Google telah mengembangkan Google Earth Engine (GEE). Melalui penerapan komputasi awan, GEE telah semakin mempermudah dan mempercepat proses pengolahan data penginderaan jauh (Seydi et al., 2020; Wumu & Kurniadin, 2022; Wumu & Prasetya, 2021). Dengan perkembangan teknologi komputer dan pendirian platform komputasi awan seperti GEE, memberikan peluang untuk mendapatkan peta padi beresolusi tinggi dalam skala besar (Zhao et al., 2021).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma RF untuk pemetaan lahan sawah menggunakan Google Earth Engine (GEE) sebagai alat

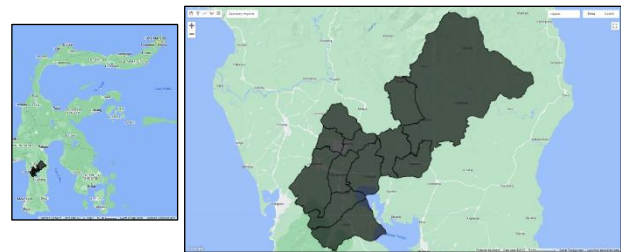
analisis. Dengan menggabungkan kemampuan analisis algoritma dan kekuatan komputasi GEE, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan pemetaan lahan sawah yang akurat dan efisien secara skala besar.

2. METODE

2.1. Lokasi Penelitian

Penelitian ini berlokasi di Kabupaten Sidenreng Rappang (Sidrap) Provinsi Sulawesi Selatan (

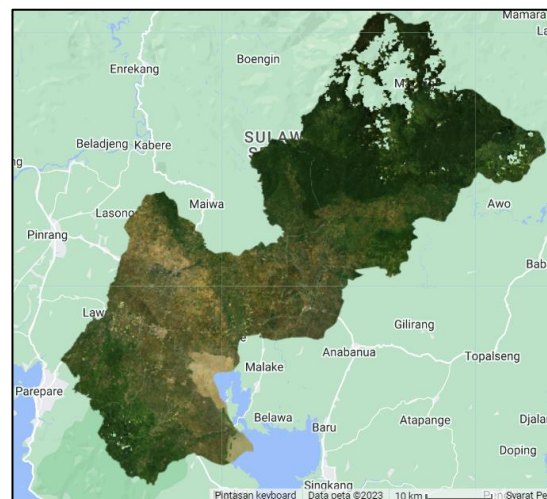
Gambar 1). Kabupaten Sidrap merupakan urutan keempat penghasil beras di Provinsi Sulawesi Selatan.



Gambar 1. Lokasi Penelitian

2.2. Data

Data yang digunakan adalah data Landsat 8 tahun 2022 (Gambar 2) untuk mendapatkan peta sawah. Kemudian data batas administrasi Sidrap sebagai batas wilayah penelitian, dan data luas sawah tahun 2022 yang bersumber dari BPS untuk menguji hasil klasifikasi lahan sawah.



Gambar 2. Composite Band Data Landsat tahun 2022

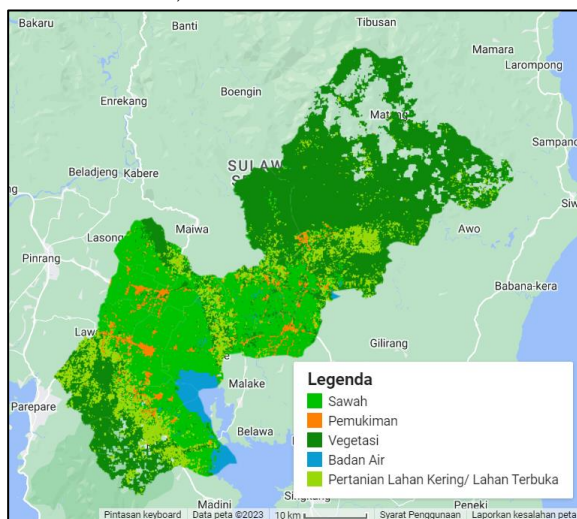
2.3. Pengolahan Data

Pengolahan data menggunakan GEE. Proses diawali dengan membuka GEE Code Editor <https://code.earthengine.google.com/>. Kemudian menentukan area studi yaitu Kabupaten Sidrap. Selanjutnya mengimport data citra Landsat-8. Tahap selanjutnya adalah *preprocessing* data berupa pemotongan area studi dan *masking* awan. Kemudian pembuatan data *training* dan data uji berupa sawah, area terbangun, vegetasi, dan badan air. Data *training*

kemudian digunakan untuk melatih model menggunakan algoritma RF. Hasil klasifikasi tutupan lahan kemudian dievaluasi menggunakan data uji untuk mendapatkan akurasi dari proses klasifikasi tutupan lahan. Tahap selanjutnya adalah memisahkan area sawah dari hasil klasifikasi tutupan lahan untuk mendapatkan peta sebaran sawah. Hasil peta sawah kemudian divalidasi dengan data luas sawah tahun 2022 yang bersumber dari BPS. Proses pengolahan data menggunakan GEE dapat dilihat pada <https://drive.google.com/drive/folders/1IR2EPsQA2WkRZ1BJEc9x3Xz920-J8fNx?usp>.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengolahan data tutupan lahan dibagi menjadi lima tutupan lahan yaitu sawah, pemukiman, vegetasi, badan air, dan pertanian lahan kering/lahan terbuka (Gambar 3). Hasil pengolahan data tutupan lahan menggunakan RF diperoleh akurasi keseluruhan akurasi sebesar 0,97.



Gambar 3. Tutupan Lahan

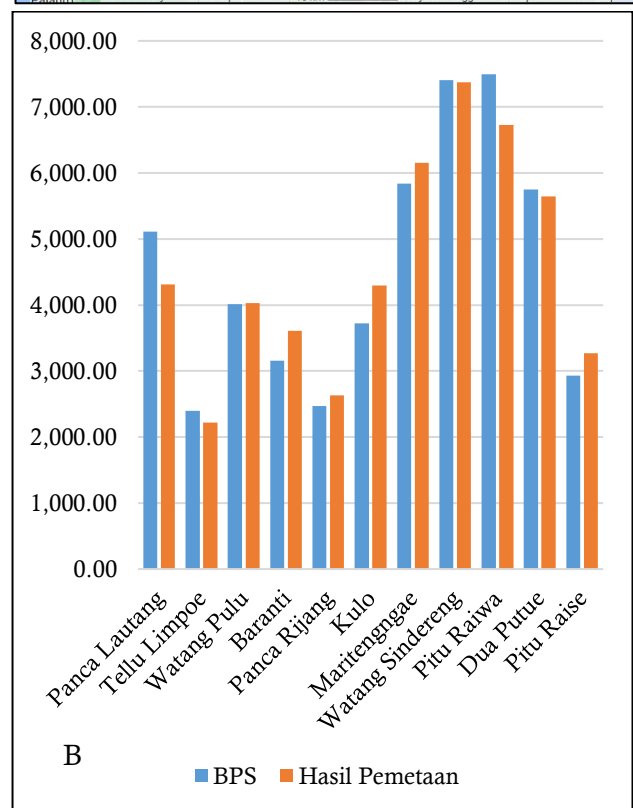
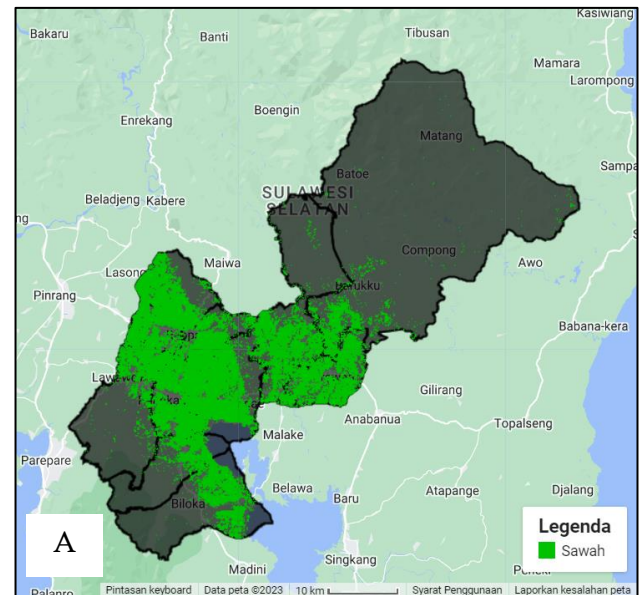
Hasil pengolahan data menunjukkan 29,35% wilayah Kabupaten Sidrap adalah sawah yaitu seluas 51.480,43 Ha (Tabel 1)

Tabel 1. Luas Tiap Tutupan Lahan

Kelas Tutupan Lahan	Luas (Ha)	%
Sawah	51.480,43	29,35
Pemukiman	5.742,91	3,27
Vegetasi	90.172,65	51,42
Badan Air	5.499,70	3,14
Pertanian Lahan Kering dan Lahan Terbuka	22.478,83	12,82
Total	175.374,53	100,00

Sawah paling luas berada pada Kecamatan Watang Sindereng yaitu seluas 7.372,36 Ha. Sedangkan area

sawah paling kecil berada pada Kecamatan Tellu Limpoe yaitu seluas 2.217,95 Ha (Gambar 4).



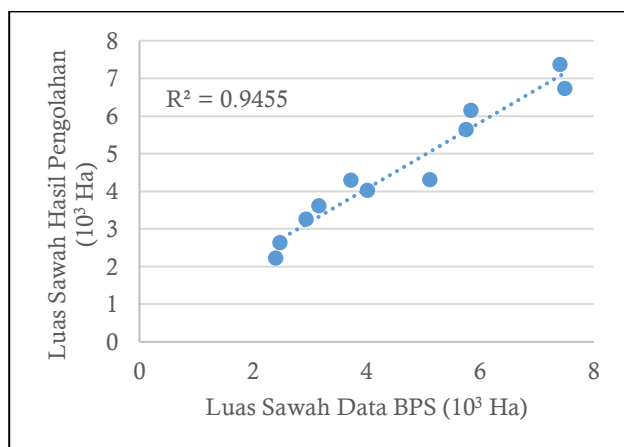
Gambar 4. A) Sebaran Sawah Kabupaten Sidrap dan B) Diagram Perbandingan Luas Sawah (dalam Hektar) Hasil Pemetaan dan BPS 2022

Perbandingan luas sawah hasil pemetaan dengan data luas sawah bersumber dari BPS tahun 2022 menunjukkan perbedaan luas sawah hasil pemetaan dengan data BPS tahun 2022 terbesar berada pada Kecamatan Panca Lautang yaitu sebesar 15,60% dan paling kecil berada pada Kecamatan Watang Sindereng yaitu sebesar 0,41%. Secara keseluruhan kesalahan perhitungan luas sebesar 0,67% (Tabel 2).

Tabel 2. Perbandingan Luas Sawah BPS dengan Hasil Pemetaan dan Perhitungan Persen Kesalahan

Kecamatan	Luas Sawah (Ha)		Kesalahan	
	BPS	Hasil Pemetaan	Ha	%
Panca Lautang	5.110,00	4.312,59	797,41	15,60
Tellu Limpoe	2.396,00	2.217,95	178,05	7,43
Watang Pulu	4.011,00	4.025,40	14,40	0,36
Baranti	3.158,00	3.611,51	453,51	14,36
Panca Rijang	2.469,00	2.629,03	160,03	6,48
Kulo	3.724,00	4.298,92	574,92	15,44
Maritenggae	5.837,00	6.155,01	318,01	5,45
Watang Sindereng	7.403,00	7.372,36	30,64	0,41
Pitu Raiwa	7.494,00	6.727,72	766,28	10,23
Dua Putue	5.748,00	5.645,32	102,68	1,79
Pitu Raise	2.931,00	3.265,37	334,37	11,41
Total Kabupaten Sidrap	50.281,00	51.480,43	334,37	
% Kesalahan se-Kabupaten Sidrap			0,67	

Analisis korelasi menunjukkan luas sawah yang diperoleh dari hasil pengolahan data Landsat-8 tahun 2022 dengan menggunakan metode RF sangat berkorelasi dengan data luas sawah dari BPS tahun 2022 dengan R^2 sebesar 0,9455 (Gambar 5).



Gambar 5. Analisis Regresi Luas Sawah BPS dengan Hasil Pengolahan Data Landsat-8 Menggunakan Metode RF Tahun 2022

Kesalahan luas sawah hasil pengolahan data Landsat-8 menggunakan metode RF disebabkan oleh keterbatasan resolusi spasial data Landsat-8. Hasil klasifikasi tutupan lahan kurang dari 30 meter tidak dapat dideteksi dengan baik oleh data Landsat-8 (Gambar 6).



Gambar 6. A) Sungai Tidak Terlihat Pada Composite Band True Color data Landsat-8, dan B) Sungai (Google Satellite) Terdeteksi Sebagai Lahan Sawah

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan data Landsat-8 tahun 2022 menggunakan metode RF diperoleh akurasi keseluruhan untuk tutupan lahan sebesar 0,97. Luas sawah Kabupaten Sidrap 51.480,43 Ha dan Sawah paling luas berada pada Kecamatan Watang Sindereng. Perbandingan luas sawah hasil pemetaan dengan data luas sawah dari BPS tahun 2022 menunjukkan variasi perbedaan di berbagai kecamatan. Kesalahan perhitungan luas secara keseluruhan relatif rendah, yaitu sebesar 0,67%. Hal tersebut terlihat juga pada hasil analisis korelasi di mana Analisis korelasi menunjukkan bahwa luas sawah hasil pengolahan data Landsat-8 tahun 2022 dengan metode RF sangat berkorelasi dengan data luas sawah dari BPS tahun 2022, dengan nilai koefisien determinasi (R -squared) sebesar 0,9455. Ini menunjukkan bahwa model RF memiliki kemampuan yang baik dalam mengestimasi luas sawah.

5. UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Jurusan Teknik dan Informatika Politeknik Pertanian Negeri Samarinda yang telah memfasilitasi dalam penulisan dan penerbitan jurnal ini.

6. REFERENSI

- Belgiu, M., & Drăgu, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (Vol. 114, pp. 24–31). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- BPS. (2023a). *Berita Resmi Statistik No. 17/3/73/Th. VII, 1 Maret 2023*.
- BPS. (2023b). *Luas Panen, Produksi, dan Produktivitas Padi Menurut Provinsi 2020-2022*. <https://www.bps.go.id/indicator/53/1498/1/luas-panen-produksi-dan-produktivitas-padi-menurut-provinsi.html>
- Breiman, L. (2001). *Random Forests* (Vol. 45).
- Danoedoro, P., & Heru Murti, S. (2019). KLASIFIKASI TUTUPAN LAHAN DATA LANDSAT-8 OLI MENGGUNAKAN METODE RANDOM FOREST. *Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia Februari 2021, 03(01)*. <http://jurnal.mapin.or.id/index.php/jpji/issue/archive>
- Kementerian PPN/Bappenas. (2019). *Ringkasan Eksekutif Visi Indonesia 2045*.
- Muryono, S., & Utami, W. (2020). Pemetaan Potensi Lahan Pertanian Pangan Berkelanjutan Guna Mendukung Ketahanan Pangan. *BHUMI: Jurnal Agraria Dan Pertanian*.
- Musfiza, D., Armi, I., Arini, D., & Fikri, S. (2023). Aplikasi Penginderaan Jauh Untuk Pemetaan Lahan Sawah. *Jurnal Teknik Indonesia, 2(2)*, 112–127. <https://doi.org/10.58860/jti.v2i2.19>
- PCI Geomatics Enterprises. (2022). *Random Trees classifier*. https://catalyst.earth/catalyst-system-files/help/concepts/focus_c/oa_classif_intro_rt.html
- Seydi, S. T., Hasanlou, M., & Amani, M. (2020). A new end-to-end multi-dimensional CNN framework for land cover/land use change detection in multi-source remote sensing datasets. *Remote Sensing*. <https://www.mdpi.com/750430>
- Sheykhou, M., Mahdianpari, M., Ghanbari, H., Mohammadimanesh, F., Ghamisi, P., & Homayouni, S. (2020). Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: A meta-analysis and systematic review. *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. vol. 13, pp. 6308–6325, doi: 10.1109/JSTARS.2020.3026724.
- Willy, W., Rini, D. P., & Samsuryadi, S. (2021). Perbandingan Algoritma Random Forest Classifier, Support Vector Machine dan Logistic Regression Classifier Pada Masalah High Dimension (Studi Kasus: Klasifikasi Fake News). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(4), 1720. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i4.3177>
- Wumu, R., & Kurniadin, N. (2022). *Google Earth Engine Untuk Pemetaan Mangrove*. <https://doi.org/10.5197/978-623-5771-37-3>
- Wumu, R., & Prasetya, F. V. A. S. (2021). *Citra Satelit Radar Untuk Penentuan Awal Musim Tanam Padi Sawah Menggunakan GEE dan Google Colab* (Suparjo, Ed.). Tanesa.
- Zhao, R., Li, Y., & Ma, M. (2021). Mapping paddy rice with satellite remote sensing: A review. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 13, Issue 2, pp. 1–20). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/su13020503>
- Zulfikar, M., Barus, B., & Sutandi, A. (2013). *Pemetaan Lahan Sawah Dan Potensinya Untuk Perlindungan Lahan Pertanian Pangan Berkelanjutan Di Kabupaten Pasaman Barat, Sumatera Barat*. 15(1), 20–28.