

# Analisis Spasial Deforestasi Kawasan Hutan Konservasi Taman Nasional Kerinci Seblat Akibat Ekspansi Perkebunan Gambir di Kecamatan Sutera Kabupaten Pesisir Selatan

Muhammad Rohif Kurniawan<sup>1</sup>, Arie Yulfa<sup>2</sup>  
<sup>1,2</sup>Program Studi Geografi FIS, Universitas Negeri Padang

## Article Info

### Article history:

Received Apr, 2026  
Revised Apr, 2026  
Accepted Apr, 2026

### Kata Kunci:

Hutan Konservasi, Deforestasi,  
Perkebunan Gambir, Landsat,  
Prediksi Tutupan Lahan

### Keywords:

Conservation Forest,  
Deforestation, Gambir  
Plantation, Landsat, Land Cover  
Prediction

## ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menganalisis perubahan tutupan lahan, mengidentifikasi faktor pendorong deforestasi, serta memprediksi kondisi tutupan lahan tahun 2035 di Kecamatan Sutera, Kabupaten Pesisir Selatan. Populasi penelitian mencakup seluruh kawasan seluas 35.923,53 ha sebagai wilayah penyangga konservasi, dengan sampel 5.000 titik purposive sampling berbasis citra Landsat multitemporal tahun 2005, 2015, dan 2025. Analisis data menggunakan klasifikasi Maximum Likelihood, uji akurasi Confusion Matrix, analisis Euclidean Distance, serta pemodelan Artificial Neural Network melalui plugin MOLUSCE pada QGIS. Hasil menunjukkan penurunan tutupan hutan sebesar 3.272,06 ha (9,11%), dengan ekspansi perkebunan gambir sebagai faktor dominan deforestasi. Prediksi tahun 2035 memperkirakan tutupan hutan menurun hingga 85,71% dari total wilayah. Kebaruan penelitian terletak pada integrasi model ANN-CA untuk prediksi deforestasi berbasis komoditas gambir. Temuan ini menjadi dasar pengelolaan kawasan konservasi dan mitigasi deforestasi secara berkelanjutan.

## ABSTRACT

This study aims to analyze land cover changes, identify the driving factors of deforestation, and predict land cover conditions in 2035 in Sutera District, Pesisir Selatan Regency. The study area covers a total of 35,923.53 hectares as a conservation buffer zone, with 5,000 purposive sampling points based on multitemporal Landsat imagery from 2005, 2015, and 2025. Data analysis was conducted using Maximum Likelihood classification, Confusion Matrix accuracy assessment, Euclidean Distance analysis, and Artificial Neural Network modeling through the MOLUSCE plugin in QGIS. The results show a decrease in forest cover of 3,272.06 hectares (9.11%), with the expansion of gambir plantations identified as the dominant driver of deforestation. The 2035 prediction estimates that forest cover will decline to 85.71% of the total area. The novelty of this study lies in the integration of the ANN-CA model for predicting deforestation based on gambir commodity expansion. These findings provide a basis for conservation area management and sustainable deforestation mitigation.

*This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.*



*Corresponding Author:*

Name: Muhammad Rohif Kurniawan  
Institution: Program Studi Geografi FIS Universitas Negeri Padang  
Email: [muhammadrohif@student.unp.ac.id](mailto:muhammadrohif@student.unp.ac.id)

---

## 1. PENDAHULUAN

Pendahuluan Deforestasi di kawasan hutan tropis merupakan isu lingkungan global yang berkaitan erat dengan perubahan iklim, hilangnya keanekaragaman hayati, dan terganggunya fungsi hidrologis. Sebagai negara dengan hutan tropis terluas ketiga di dunia, Indonesia menghadapi tekanan deforestasi yang signifikan, terutama akibat ekspansi perkebunan rakyat yang tidak terkendali. Meskipun kebijakan moratorium hutan primer dan lahan gambut telah menurunkan laju deforestasi secara nasional, tekanan terhadap kawasan konservasi sebagai benteng terakhir ekosistem alami justru semakin kompleks (Hansen et al., 2022; KLHK, 2023).

Taman Nasional Kerinci Seblat (TNKS), yang merupakan bagian dari Situs Warisan Dunia UNESCO, menjadi salah satu kawasan konservasi penting di Sumatra yang mengalami tekanan deforestasi tinggi, khususnya di zona penyangganya akibat aktivitas antropogenik seperti pertanian dan perkebunan (Gaveau et al., 2022; WRI Indonesia, 2023). Penelitian sebelumnya umumnya mengkaji deforestasi pada skala regional dan mengaitkannya dengan faktor aksesibilitas seperti jalan dan sungai. Namun, pendekatan tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap dinamika lokal yang dipengaruhi oleh komoditas unggulan tertentu.

Salah satu komoditas yang diduga berperan penting adalah gambir (*Uncaria gambir* Roxb.), yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Sumatera Barat. Di Kecamatan Sutera, Kabupaten Pesisir Selatan, ekspansi perkebunan gambir diduga menjadi pendorong utama deforestasi. Hal ini dipengaruhi oleh kesesuaian ekologis tanaman gambir dengan topografi perbukitan serta sistem budidaya yang cenderung ekstensif. Meskipun demikian, penelitian yang secara spesifik mengkuantifikasi dan memprediksi deforestasi akibat ekspansi gambir pada skala lokal masih terbatas. Oleh karena itu, terdapat kesenjangan penelitian dalam integrasi analisis spasial-temporal dengan identifikasi faktor pendorong berbasis komoditas serta pemodelan prediktif di tingkat kecamatan.

Berbagai studi sebelumnya telah memberikan dasar pemahaman tentang deforestasi di Indonesia. Margono et al. (2014) mengidentifikasi kehilangan hutan primer dan menandai Sumatra sebagai wilayah dengan tingkat deforestasi tinggi. Gaveau et al. (2016) menunjukkan bahwa kawasan lindung tetap rentan terhadap tekanan perkebunan skala kecil dan menengah. Studi terkini oleh Austin et al. (2021) dan Curtis et al. (2023) menegaskan bahwa deforestasi dipengaruhi oleh kombinasi faktor ekonomi dan aktivitas pertanian rakyat. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih terbatas dalam mengidentifikasi kontribusi spesifik komoditas terhadap deforestasi pada skala lanskap yang lebih detail.

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis spasial terintegrasi di Kecamatan Sutera dengan tujuan menganalisis perubahan tutupan lahan periode 2005–2025, mengidentifikasi faktor pendorong deforestasi, serta memprediksi kondisi tutupan lahan hingga tahun 2035. Data yang digunakan berupa citra Landsat multitemporal dengan metode klasifikasi supervised dan pemodelan Artificial Neural Network (ANN) melalui plugin MOLUSCE pada QGIS.

Kontribusi utama penelitian ini adalah menyediakan bukti empiris yang menghubungkan deforestasi dengan ekspansi perkebunan gambir pada skala lokal. Hasil yang diharapkan berupa peta prediksi tutupan lahan tahun 2035 yang menunjukkan tren penurunan hutan dan peningkatan

lahan gambir. Temuan ini diharapkan dapat menjadi dasar perencanaan pengelolaan kawasan konservasi yang lebih adaptif serta kebijakan mitigasi deforestasi berbasis bukti di tingkat daerah.

**2. METODE PENELITIAN**

Penelitian ini menggunakan metode deskriptif kuantitatif dengan pendekatan spasial menggunakan Sistem Informasi Geografis dan penginderaan jauh untuk menganalisis deforestasi.

**2.1 Lokasi Penelitian**

Penelitian dilaksanakan Kecamatan Sutera, Kabupaten Pesisir Selatan, Sumatera Barat, secara astronomis berada pada 1°36' LS dan 100°38' BT dengan luas ±569,81 km<sup>2</sup>, berbatasan dengan Samudera Hindia di barat dan TNKS di timur.

**2.2 Data dan Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi: Data primer berupa citra Landsat 5 TM dan Landsat 8 OLI tahun 2005, 2015, 2025 dari USGS serta observasi lapangan. Data sekunder meliputi peta administrasi, peta zonasi TNKS, dan data DEMNAS dari BIG dan KLHK.

**2.3 Metode Pengumpulan Data**

Pengumpulan data dilakukan melalui beberapa tahap, dilakukan melalui unduhan citra Landsat multitemporal dari USGS, interpretasi visual dan klasifikasi citra, serta observasi lapangan (ground truthing) menggunakan GPS untuk verifikasi tutupan lahan dan dokumentasi kondisi aktual vegetasi.

**2.4 Metode Analisis Data**

Analisis data meliputi pengolahan citra (komposit, cropping, klasifikasi supervised Maximum Likelihood), uji akurasi dengan Confusion Matrix (Overall Accuracy dan Kappa), analisis perubahan tutupan lahan, identifikasi faktor pendorong, serta prediksi deforestasi tahun 2035 menggunakan Artificial Neural Network (ANN) melalui plugin MOLUSCE pada QGIS.

**3. HASIL DAN PEMBAHASAN**

**3.1 Perubahan Tutupan Lahan dan Deforestasi**

Hasil klasifikasi citra Landsat menghasilkan kelas tutupan lahan: Hutan, Perkebunan Gambir, Pertanian Lahan Kering Campur, Lahan Terbuka, dan Badan Air.

Tabel 1. Luasan Tutupan Lahan Tahun 2005, 2015, dan 2025

No.	Tutupan Lahan	Luas 2005 (Ha)	Luas 2015 (Ha)	Luas 2025 (Ha)	Perubahan (Ha)	Perubahan (%)
1	Hutan	34.965,76	32.277,41	31.693,70	-3.272,06	48,00
2	Perkebunan Gambir	735,71	3.356,54	4.043,36	3.307,65	48,52
3	Pertanian Lahan Kering Campur	0,00	51,21	104,45	104,45	1,53
4	Lahan Terbuka	215,05	231,36	82,67	132,38	1,94
5	Badan Air	7,01	7,01	7,01	0,00	0,00

Total	35.923,53	35.923,53	35.923,53	6.816,54	100
-------	-----------	-----------	-----------	----------	-----

Sumber: Analisis Data Penelitian (2026)

Tabel 1 menyajikan dinamika perubahan tutupan lahan di wilayah penelitian selama periode 2005, 2015, hingga 2025 dengan total luas wilayah yang relatif tetap, yaitu 35.923,53 ha. Secara umum, terjadi perubahan signifikan pada beberapa kelas tutupan lahan yang mencerminkan adanya tekanan terhadap ekosistem alami, khususnya hutan.

Tutupan hutan mengalami penurunan yang cukup besar dari 34.965,76 ha pada tahun 2005 menjadi 31.693,70 ha pada tahun 2025, dengan total penyusutan sebesar 3.272,06 ha. Penurunan ini menunjukkan adanya proses deforestasi yang cukup intensif dalam dua dekade terakhir. Sebaliknya, kelas perkebunan gambir menunjukkan peningkatan yang sangat signifikan, dari 735,71 ha pada tahun 2005 menjadi 4.043,36 ha pada tahun 2025, dengan total pertambahan sebesar 3.307,65 ha. Hal ini mengindikasikan bahwa ekspansi perkebunan gambir menjadi faktor utama yang menggantikan tutupan hutan.

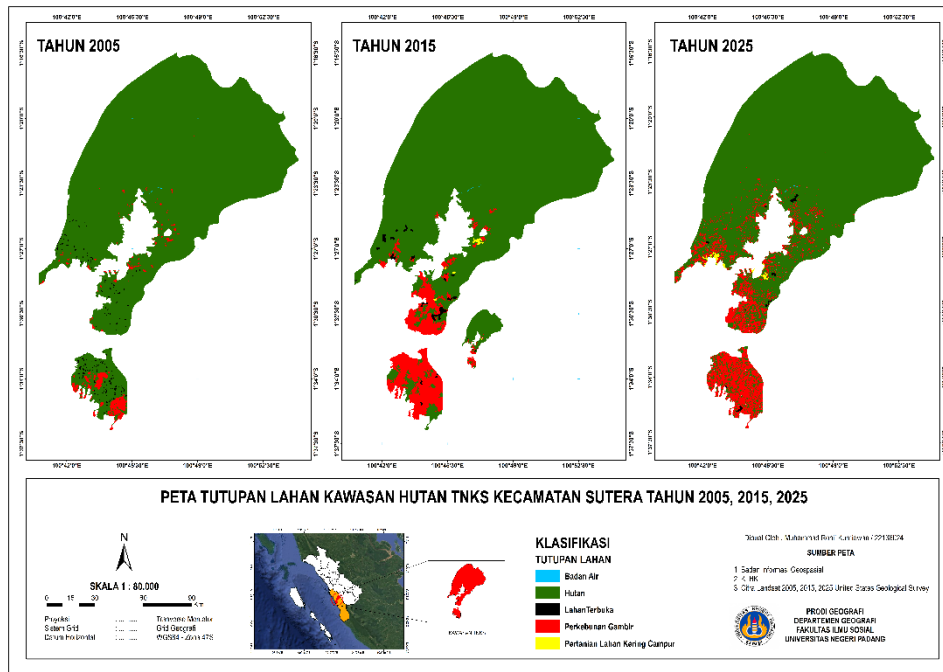
Kelas pertanian lahan kering campur juga mengalami peningkatan, meskipun dalam skala yang lebih kecil, dari 0,00 ha pada tahun 2005 menjadi 104,45 ha pada tahun 2025. Sementara itu, lahan terbuka menunjukkan fluktuasi dengan peningkatan pada tahun 2015 dan penurunan kembali pada tahun 2025, yang dapat mencerminkan proses konversi lahan yang bersifat sementara. Kelas badan air tidak mengalami perubahan selama periode pengamatan.

Tabel 2. Hasil Uji Akurasi Klasifikasi Citra Landsat

Tahun	Overall Accuracy (OA)	Kappa Coefficient	Interpretasi
2005	99,02%	0,81	Akurasi sangat baik
2015	97,38%	0,86	Akurasi sangat baik
2025	97,56%	0,88	Akurasi sangat baik

Sumber: Analisis Data Penelitian (2026)

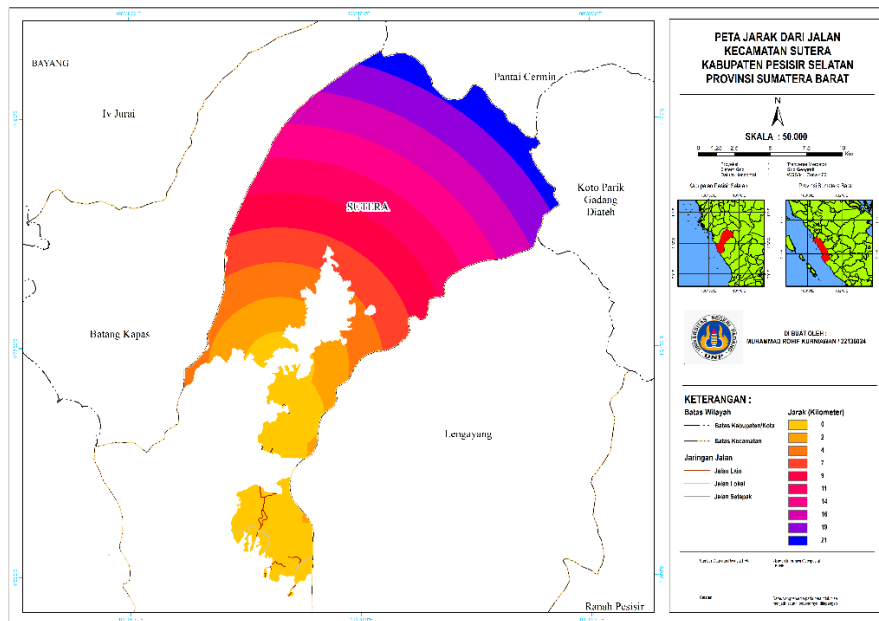
Tabel 3 menyajikan hasil uji akurasi klasifikasi citra Landsat menggunakan Confusion Matrix yang ditunjukkan melalui nilai Overall Accuracy (OA) dan Kappa Coefficient untuk tahun 2005, 2015, dan 2025. Pada tahun 2005, diperoleh OA sebesar 99,02% dengan nilai Kappa 0,81, yang menunjukkan tingkat kesesuaian sangat baik antara hasil klasifikasi dan data referensi. Tahun 2015 memiliki OA 97,38% dan Kappa 0,86, sedangkan tahun 2025 menunjukkan OA 97,56% dan Kappa 0,88. Seluruh nilai Kappa >0,80 mengindikasikan tingkat akurasi sangat baik. Hasil ini menegaskan bahwa metode klasifikasi yang digunakan memiliki konsistensi dan reliabilitas tinggi.



Gambar 1. Peta Tutupan Lahan Tahun 2005, 2015 & 2025

### 3.2 Faktor Pendorong Pola Deforestasi

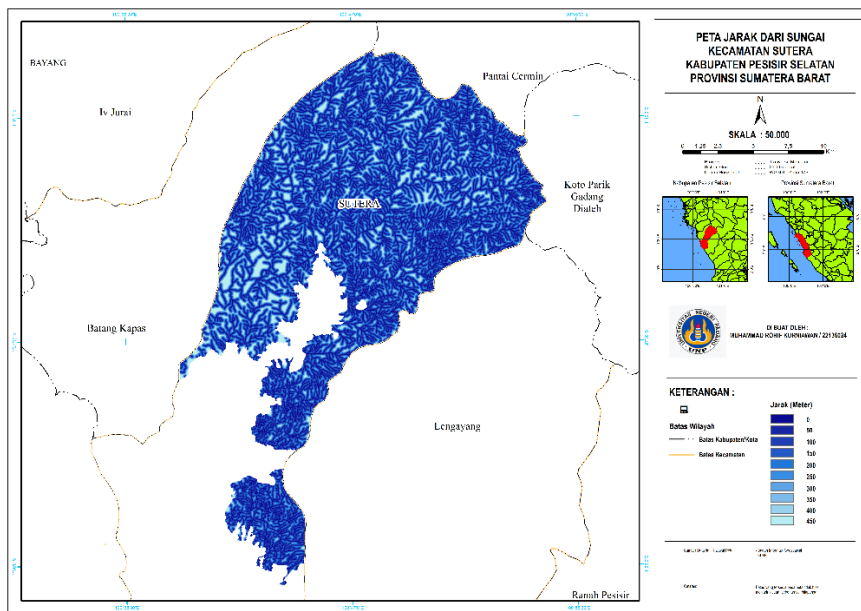
#### 3.2.1 Jarak dari jalan



Gambar 2. Peta Jarak dari Jalan

Analisis Euclidean Distance menunjukkan jarak hutan terhadap jalan 0–21 km. Area dekat jalan memiliki tekanan deforestasi lebih tinggi. Pola yang terbentuk dominan linear mengikuti jaringan jalan serta ekspansi tepi, menegaskan aksesibilitas sebagai faktor utama perubahan tutupan hutan.

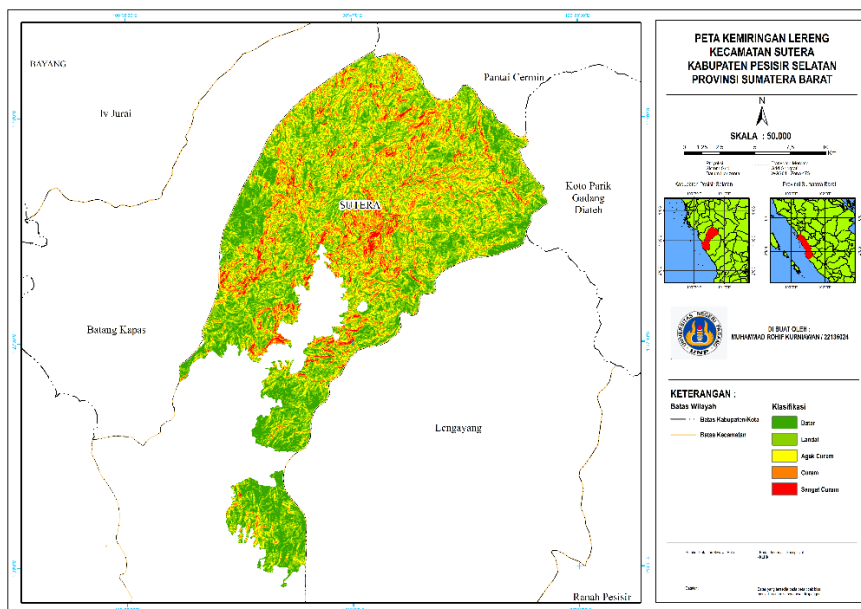
### 3.2.2 Jarak dari Sungai



Gambar 3. Peta Jarak dari Sungai

Analisis Euclidean Distance menunjukkan jarak hutan dari sungai 0–450 m. Kedekatan sungai meningkatkan aksesibilitas dan tekanan terhadap hutan. Pola deforestasi dominan linear mengikuti alur sungai, serta berkembang melalui edge expansion dan patch akibat aktivitas manusia.

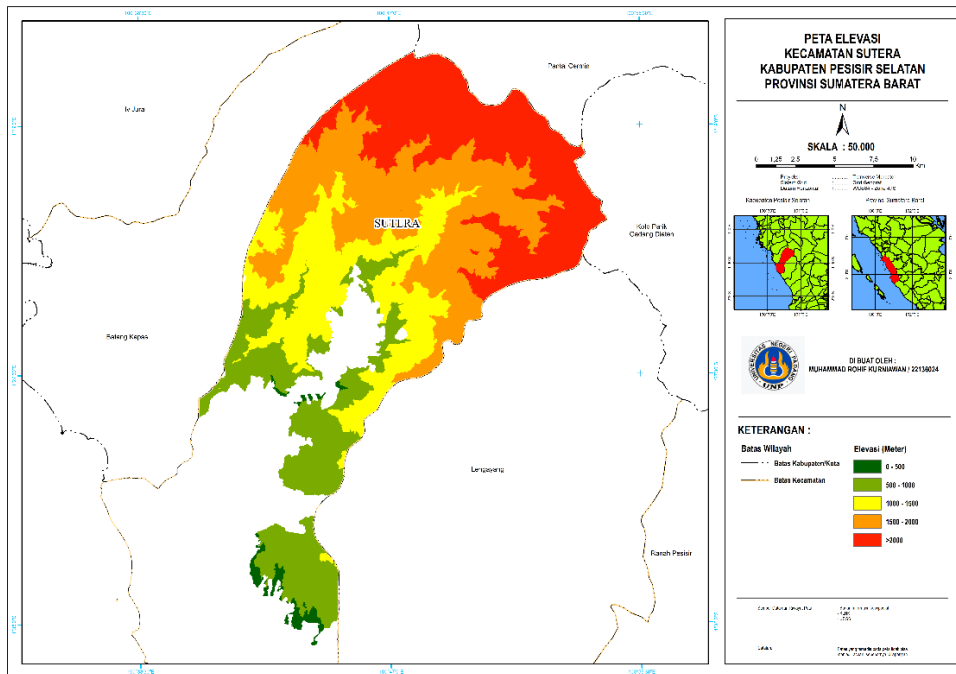
### 3.2.3 Kemiringan Lereng



Gambar 4. Peta Kemiringan Lereng

Analisis slope menunjukkan kemiringan dari datar hingga sangat curam. Lereng datar–landai lebih rentan mengalami perubahan tutupan lahan. Pola deforestasi dominan berupa diffuse pada lereng rendah dan edge expansion dari area terbuka mengikuti topografi landai.

### 3.2.4 Elevasi



Gambar 5. Elevasi

Analisis elevasi menunjukkan ketinggian 0–>2000 mdpl. Wilayah rendah–sedang lebih rentan perubahan tutupan lahan. Pola deforestasi dominan diffuse dan edge expansion, berkembang dari area terbuka di elevasi rendah menuju wilayah lebih tinggi secara bertahap.

### 3.3 Prediksi Deforestasi Tahun 2035

Sebelum memprediksi deforestasi, dilakukan analisis area changes untuk mengetahui perubahan luas, transition matrix untuk melihat alih fungsi lahan, transition modeling guna mensimulasikan perubahan, serta uji akurasi untuk memastikan keandalan model prediksi yang digunakan.

#### 3.3.1 Area Changes

Tabel 3. Tabel Area Changes Tutupan Lahan Tahun 2015 & 2025

klasifikasi	2015	2025	Δ	2015 %	2025 %	Δ%
Perkebunan Gambir	3.356,54	4.043,36	686,82	9,34	11,25	46,63
Hutan	32.277,41	31.693,70	-583,71	89,85	88,21	39,63
Pertanian Lahan Kering Campur	51,21	104,45	53,24	0,14	0,29	3,61
Lahan Terbuka	231,36	82,67	-148,69	0,64	0,23	10,10
Badan Air	7,01	7,01	0,00	0,02	0,02	0,00

Sumber: Analisis Data Penelitian (2026)

Berdasarkan analisis perubahan tutupan lahan 2015–2025 menggunakan QGIS dan plugin MOLUSCE, terjadi dinamika signifikan. Perkebunan gambir meningkat 686,82 ha, sementara hutan menurun 583,71 ha meski tetap dominan. Pertanian lahan kering campur juga meningkat, sedangkan lahan terbuka menurun akibat konversi. Badan air relatif stabil tanpa perubahan luas. Perubahan ini menunjukkan adanya pergeseran penggunaan lahan dari hutan ke aktivitas budidaya.

**3.3.2 Transition Matrix**

Tabel 4. Transition Matrix

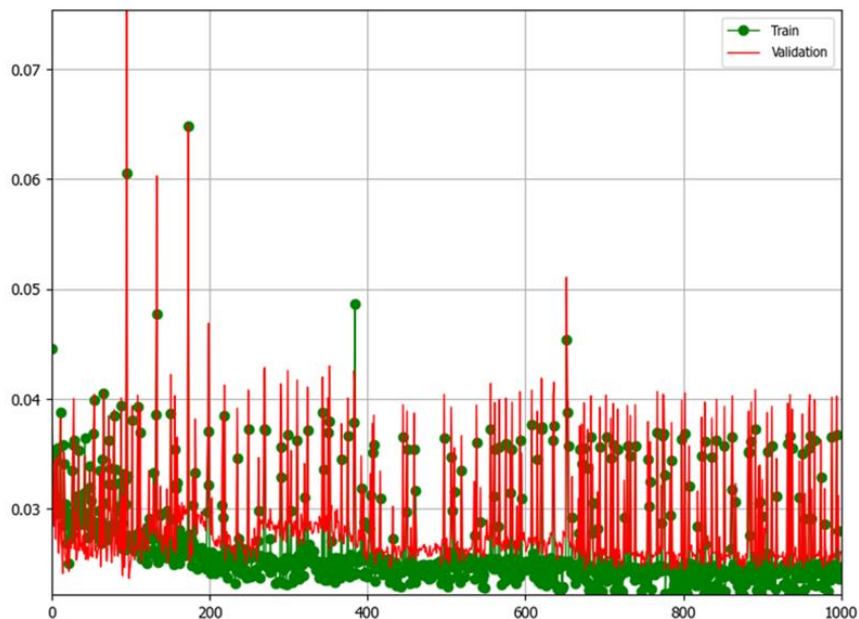
Klasifikasi	Perkebunan Gambir	Hutan	Pertanian Lahan Kering Campur	Lahan Terbuka	Badan Air
Perkebunan Gambir	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Hutan	0.017	0.982	0.001	0.000	0.000
Pertanian Lahan Kering Campur	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
Lahan Terbuka	0.591	0.000	0.052	0.357	0.000
Badan Air	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000

Sumber: Analisis Data Penelitian (2026)

Transition matrix menunjukkan probabilitas perubahan tutupan lahan dengan total tiap baris bernilai 1. Perkebunan gambir dan pertanian lahan kering campur memiliki stabilitas tinggi (1.000), sedangkan hutan tetap dominan dengan sedikit konversi. Lahan terbuka paling dinamis dan menjadi sumber utama perubahan ke gambir dan pertanian. Badan air bersifat permanen. Secara umum, perubahan lahan didominasi konversi lahan terbuka dan sebagian hutan.

**3.3.3 Transition Potential Modeling**

Grafik Neural Network learning curve menunjukkan penurunan nilai loss selama pelatihan hingga sekitar 1000 iterasi. Loss training menurun dan stabil pada kisaran 0,024–0,027, menandakan model telah mempelajari pola data dan mencapai kondisi konvergen. Loss validation berada pada kisaran 0,026–0,029 dengan sedikit fluktuasi yang masih wajar. Perbedaan antara training dan validation relatif kecil, menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik dan tidak terjadi overfitting signifikan. Secara keseluruhan, model ANN memiliki kinerja stabil dan mampu menghasilkan prediksi yang konsisten.



Gambar 6. Grafik Neural Network learning curve

### 3.3.4 Uji Akurasi

Untuk Uji Akurasi prediksi deforestasi tahun 2035 dievaluasi menggunakan Overall Accuracy (OA) dan Kappa Coefficient untuk menilai tingkat ketepatan klasifikasi. Hasil menunjukkan nilai OA sebesar 92,73% dari total 1000 sampel piksel, dengan 927 piksel terklasifikasi benar dan 73 piksel mengalami kesalahan. Distribusi piksel benar pada masing-masing kelas relatif seimbang, yaitu 460 dan 467 piksel, yang menunjukkan konsistensi model dalam mengklasifikasikan data. Nilai OA yang tinggi ini mengindikasikan kesesuaian yang kuat antara hasil klasifikasi dan data referensi.

Selain itu, nilai Kappa sebesar 0,72 dengan probabilitas kesesuaian acak 0,74 menunjukkan tingkat kesepakatan yang baik atau cukup kuat. Hal ini menandakan bahwa hasil klasifikasi tidak terjadi secara kebetulan. Secara keseluruhan, model memiliki performa yang stabil, andal, serta mampu menghasilkan prediksi deforestasi yang akurat dan dapat dipercaya.

### 3.3.5 Perubahan Tutupan Lahan dan Deforestasi 2035

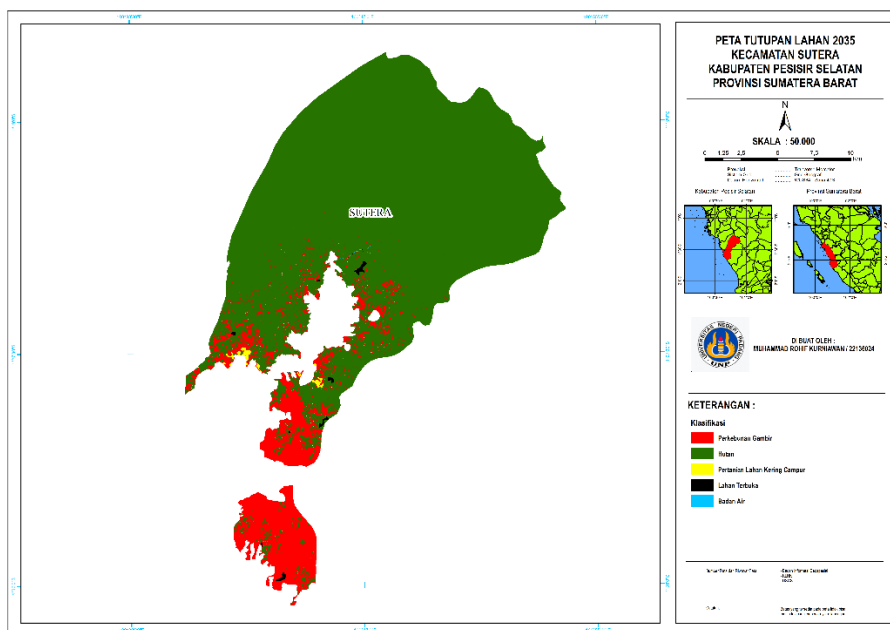
Berdasarkan klasifikasi tutupan lahan seluas 35.923,53 ha, terdapat lima kelas utama dengan hutan sebagai yang paling dominan (85,71%). Perkebunan gambir menempati posisi kedua (13,51%) dan menjadi bentuk pemanfaatan lahan paling signifikan setelah hutan. Pertanian lahan kering campur, lahan terbuka, dan badan air memiliki proporsi yang relatif kecil. Dominasi hutan menunjukkan peran penting ekosistem, sementara luasnya perkebunan gambir mengindikasikan tekanan terhadap hutan. Secara keseluruhan, ekspansi gambir berpotensi menjadi pendorong utama perubahan tutupan lahan dan deforestasi di wilayah kajian.

Tabel 5. Luasan Tutupan Lahan Tahun 2035

No.	Klasifikasi	Luas (ha)	Luas (%)
1.	Perkebunan Gambir	4.853,10	13,51
2.	Hutan	30.792,42	85,71
3.	Pertanian Lahan Kering Campur	151,00	0,42

4.	Lahan Terbuka	120,00	0,33
5.	Badan Air	7,01	0,02
Total		35.923,53	100

Sumber: Analisis Data Penelitian (2026)



Gambar 7. Peta Tutupan Lahan Tahun 2035

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis deforestasi akibat ekspansi perkebunan gambir di Kecamatan Sutera, Kabupaten Pesisir Selatan. Hasil analisis periode 2005–2025 menunjukkan penurunan tutupan hutan sebesar 3.272,06 ha (9,11%), sementara perkebunan gambir meningkat signifikan sebesar 3.307,65 ha (48,52%). Faktor pendorong deforestasi meliputi jarak dari jalan dan sungai, kemiringan lereng, serta elevasi wilayah yang membentuk pola linear dan ekspansi tepi. Prediksi tahun 2035 memproyeksikan hutan menyusut menjadi 30.792,42 ha (85,71%) dan perkebunan gambir meluas menjadi 4.853,10 ha (13,51%). Penelitian ini membuktikan ekspansi perkebunan gambir merupakan pendorong utama deforestasi di kawasan penyangga TNKS

#### DAFTAR PUSTAKA

Austin, K. G., Schwantes, A., Gu, Y., & Kasibhatla, P. S. (2019). What causes deforestation in Indonesia? *Environmental Research Letters*, 14(2), 024007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aaf6db>

Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>

Clarke, K. C., Hoppen, S., & Gaydos, L. (1997). A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 24(2), 247–261. <https://doi.org/10.1068/b240247>

Congalton, R. G., & Green, K. (2009). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices* (2nd ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420055139>

Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., & Lambin, E. (2004). Digital change detection methods in ecosystem monitoring: A review. *International Journal of Remote Sensing*, 25(9), 1565–1596. <https://doi.org/10.1080/0143116031000101675>

- Curtis, P. G., Slay, C. M., Harris, N. L., Tyukavina, A., & Hansen, M. C. (2018). Classifying drivers of global forest loss. *Science*, 361(6407), 1108–1111. <https://doi.org/10.1126/science.aau3445>
- Food and Agriculture Organization (FAO). (2020). *Global Forest Resources Assessment 2020*. FAO. <https://doi.org/10.4060/ca9825en>
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4)
- Gaveau, D. L. A., Sheil, D., Husnayaen, Salim, M. A., Arjasakusuma, S., Ancrenaz, M., Pacheco, P., & Meijaard, E. (2016). Rapid conversions and avoided deforestation: Examining four decades of industrial plantation expansion in Borneo. *Scientific Reports*, 6, 32017. <https://doi.org/10.1038/srep32017>
- Gaveau, D. L. A., Locatelli, B., Salim, M. A., Yaen, H., Pacheco, P., & Sheil, D. (2022). Slowing deforestation in Indonesia follows declining oil palm expansion and lower oil prices. *PLOS ONE*, 17 (3), e0266178. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0266178>
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342(6160), 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Jensen, J. R. (2016). *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective* (4th ed.). Pearson Education.
- Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK). (2023). *Statistik Direktorat Jenderal Planologi Kehutanan dan Tata Lingkungan 2023*. KLHK.
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Remote Sensing and Image Interpretation* (7th ed.). John Wiley & Sons.
- Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823–870. <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
- Margono, B. A., Potapov, P. V., Turubanova, S., Stolle, F., & Hansen, M. C. (2014). Primary forest cover loss in Indonesia over 2000–2012. *Nature Climate Change*, 4(8), 730–735. <https://doi.org/10.1038/nclimate2277>
- Miettinen, J., Shi, C., & Liew, S. C. (2011). Deforestation rates in insular Southeast Asia between 2000 and 2010. *Global Change Biology*, 17 (7), 2261–2270. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2011.02398.x>
- Prasetyo, L. B., Dharmawan, A. H., Nasdian, F. T., & Ramdhoni, S. (2019). Historical forest cover change patterns in Kerinci Seblat National Park: A case of agricultural expansion and forest degradation. *Forest and Society*, 3 (1), 42–58. <https://doi.org/10.24259/fs.v3i1.5619>
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, 93–104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- Soares-Filho, B. S., Cerqueira, G. C., & Pennachin, C. L. (2002). DINAMICA—a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling*, 154 (3), 217–235. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00059-5)
- Sugiyono. (2019). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D* (Edisi 2). Alfabeta.
- UNESCO. (2021). *Tropical Rainforest Heritage of Sumatra*. UNESCO World Heritage Centre. <https://whc.unesco.org/en/list/1167/>
- World Resources Institute (WRI) Indonesia. (2023). *Indonesia Forest and Land Use Update 2023*. WRI Indonesia.
- World Wide Fund for Nature (WWF) Indonesia. (2022). *Status Konservasi Harimau Sumatera dan Habitatnya*. WWF Indonesia.