



FONDASI DAN APLIKASI ANALISIS DATA *Spasial – Temporal*

Penulis:

Amhar Syakuro Nasution, Omphile Nelson Seabe, Fildzah Zata Amani Nasution, Akhdan Fadhliah,
Yusuf Abdul Aziz Gea, Najihah Silmi Lubis, Rifqj Muflih Muhammad, Muhammad Ali Syahputra,
Muhammad Rully Repangga, Cut Mardiana, Dara Fadilah, Okta Ferilanty, Prreti Minolita Haganta

FONDASI DAN APLIKASI ANALISIS DATA *Spasial – Temporal*

Penulis:

Amhar Syakuro Nasution, Omphile Nelson Seabe, Fildzah Zata Amani Nasution, Akhdan Fadhilah,
Yusuf Abdul Aziz Gea, Najihah Silmi Lubis, Rifqi Muflih Muhammad, Muhammad Ali Syahputra,
Muhammad Rully Repangga, Cuti Mardiana, Dara Fadilah, Okta Ferilianty, Prreti Minolita Haganta



FONDASI DAN APLIKASI ANALISIS DATA SPASIAL-TEMPORAL

Tim Penulis:

**Amhar Syakuro Nasution, Omphile Nelson Seabe, Fildzah Zata Amani Nasution,
Akhdan Fadhilah, Yusuf Abdul Aziz Gea, Najihah Silmi Lubis, Rifqi Muflih Muhammad,
Muhammad Ali Syahputra, Muhammad Rully Repangga, Cut Mardiana, Dara Fadilah,
Okta Ferilianty, Prreti Minolita Haganta**

Desain Cover:

Helmaria Ulfa

Sumber Ilustrasi:

www.freepik.com

Tata Letak:

Handarini Rohana

Proofreader:

Aas Masruroh

ISBN:

978-634-317-269-7

Cetakan Pertama:

Agustus, 2026

Hak Cipta Dilindungi Oleh Undang-Undang

by Penerbit Widina Media Utama

Dilarang keras menerjemahkan, memfotokopi, atau memperbanyak sebagian atau seluruh isi buku ini tanpa izin tertulis dari Penerbit.

PENERBIT:

WIDINA MEDIA UTAMA

Komplek Puri Melia Asri Blok C3 No. 17 Desa Bojong Emas
Kec. Solokan Jeruk Kabupaten Bandung, Provinsi Jawa Barat

Anggota IKAPI No. 519/JBA/2025

Website: www.penerbitwidina.com

Instagram: @penerbitwidina

Telepon (022) 87355370

KATA PENGANTAR

Rasa syukur yang teramat dalam dan tiada kata lain yang patut kami ucapkan selain mengucapkan rasa syukur. Karena berkat rahmat dan karunia Tuhan Yang Maha Esa, buku yang berjudul “Fondasi Dan Aplikasi Analisis Data Spasial-Temporal” telah selesai di susun dan berhasil diterbitkan, semoga buku ini dapat memberikan sumbangsih keilmuan dan penambah wawasan bagi siapa saja yang memiliki minat terhadap pembahasan tentang Fondasi Dan Aplikasi Analisis Data Spasial-Temporal.

Akan tetapi pada akhirnya kami mengakui bahwa tulisan ini terdapat beberapa kekurangan dan jauh dari kata sempurna, sebagaimana pepatah menyebutkan “*tiada gading yang tidak retak*” dan sejatinya kesempurnaan hanyalah milik tuhan semata. Maka dari itu, kami dengan senang hati secara terbuka untuk menerima berbagai kritik dan saran dari para pembaca sekalian, hal tersebut tentu sangat diperlukan sebagai bagian dari upaya kami untuk terus melakukan perbaikan dan penyempurnaan karya selanjutnya di masa yang akan datang.

Terakhir, ucapan terima kasih kami sampaikan kepada seluruh pihak yang telah mendukung dan turut andil dalam seluruh rangkaian proses penyusunan dan penerbitan buku ini, sehingga buku ini bisa hadir di hadapan sidang pembaca. Semoga buku ini bermanfaat bagi semua pihak dan dapat memberikan kontribusi bagi pembangunan ilmu pengetahuan di Indonesia.

Agustus, 2026

Penulis

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	iii
DAFTAR ISI	iv
BAB I PENGANTAR DATA SPASIAL TEMPORAL.....	1
A. Mengapa Ruang dan Waktu Penting Dalam Data Spasial Temporal?	1
B. Objek dan Medan: Dua Cara Memahami Fenomena Geospasial	3
C. Bagaimana Fenomena Ruang dan Waktu Direpresentasikan Dalam Data?	5
D. Tantangan Pengelolaan dan Analisis Data Spasial-Temporal Skala Besar	8
E. Mengenal Perangkat Lunak Analisis Geospasial Modern.....	11
BAB II REPRESENTASI DAN STRUKTUR DATA.....	17
A. Model Representasi Digital	17
B. Format Data Multidimensi	22
C. Teknik Akuisisi dan Integrasi Data	26
D. Integritas dan Validitas Data	30
BAB III UNSUPERVISED LEARNING DAN EKSPLORASI FITUR	35
A. Metrik Similarity (Kemiripan) Ruang-Waktu	37
B. Eksplorasi Fitur	38
C. Reduksi Dimensi	39
D. Analisis Cluster.....	41
E. Studi Kasus.....	44
BAB IV SUPERVISED LEARNING: KLASIFIKASI DAN PREDIKSI	67
A. Logika Klasifikasi Spasial-Temporal	68
B. Pemodelan Regresi Untuk Data Dinamis.....	75
C. Arsitektur Training Model	85
D. Validasi dan Evaluasi Kinerja Model	90
BAB V ANALISIS POLA DAN DETEKSI PERUBAHAN	95
A. Landasan Konseptual Pola dan Perubahan Spasial-Temporal.....	95
B. Deteksi Perubahan Multitemporal dan Tren Kebakaran Makro	97
C. Analisis Pola Hotspot Menggunakan Algoritma Dbscan.....	103
D. Interpretasi Tipologi Klaster Dinamis	115

BAB VI IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING	
(STUDI KASUS: BENCANA LONGSOR DAN BANJIR	
BANDANG DI PROVINSI ACEH)	119
A. Landasan Konseptual Implementasi Machine Learning.....	120
B. Alur Implementasi	126
DAFTAR PUSTAKA	139

BAB I

PENGANTAR DATA SPASIAL TEMPORAL

A. MENGAPA RUANG DAN WAKTU PENTING DALAM DATA SPASIAL TEMPORAL?

Setiap hari kita berinteraksi dengan berbagai jenis data. Mulai dari informasi cuaca, kondisi lalu lintas, jumlah kasus penyakit, hingga aktivitas ekonomi, semuanya menghasilkan data yang dapat digunakan untuk memahami berbagai fenomena di sekitar kita. Namun, sebuah data sering kali belum memberikan informasi yang lengkap jika hanya berisi nilai atau atribut saja. Kita juga perlu mengetahui di mana dan kapan fenomena tersebut terjadi.

Sebagai contoh, informasi bahwa terjadi curah hujan sebesar 100 mm akan lebih bermakna jika diketahui lokasi terjadinya hujan tersebut dan waktu pengamatannya. Curah hujan 100 mm di suatu kota pada musim kemarau tentu memiliki makna yang berbeda dibandingkan curah hujan yang sama pada musim hujan. Contoh sederhana ini menunjukkan bahwa data akan lebih mudah dipahami ketika dilengkapi dengan informasi ruang (space) dan waktu (time).

Waktu sendiri memiliki karakteristik yang unik. Waktu selalu bergerak dari masa lalu menuju masa depan, tersusun secara berurutan, dan memiliki pola tertentu seperti siklus harian, mingguan, bulanan, maupun tahunan. Oleh karena itu, data yang mengandung unsur waktu memerlukan pendekatan analisis yang berbeda dibandingkan data yang bersifat statis berkembang.

Selain waktu, dimensi ruang juga memegang peranan yang sangat penting. Banyak fenomena menunjukkan karakteristik yang berbeda pada lokasi yang berbeda. Misalnya, tingkat kepadatan penduduk di pusat kota biasanya berbeda dengan wilayah pinggiran. Begitu pula curah hujan, kualitas udara, tingkat kemacetan, hingga penyebaran penyakit yang dapat bervariasi antarwilayah. Informasi lokasi membantu kita memahami

BAB II

REPRESENTASI DAN STRUKTUR DATA

Dalam beberapa tahun terakhir, data spasial-temporal menjadi salah satu sumber informasi yang paling banyak dimanfaatkan dalam berbagai bidang. Ketika seseorang membuka aplikasi navigasi untuk mencari rute tercepat, memesan transportasi daring, memantau cuaca, atau bahkan melihat perkembangan kebakaran hutan melalui citra satelit, di balik layanan tersebut terdapat data yang tidak hanya menjelaskan "dimana" suatu peristiwa terjadi, tetapi juga "kapan" peristiwa tersebut berlangsung.

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan bahwa ruang dan waktu merupakan dua dimensi yang tidak dapat dipisahkan dalam memahami berbagai fenomena geospasial. Akan tetapi, fenomena yang terjadi di dunia nyata tidak dapat langsung direkam dan disimpan oleh komputer sebagaimana adanya. Pergerakan kendaraan, perubahan garis pantai, pertumbuhan kawasan perkotaan, maupun perpindahan massa udara harus diterjemahkan terlebih dahulu ke dalam bentuk digital yang terstruktur.

Kebutuhan tersebut menjadi semakin penting ketika data yang dikumpulkan berasal dari berbagai sumber dengan karakteristik yang berbeda. Sebuah perangkat GPS dapat menghasilkan ribuan titik koordinat dalam satu hari, sementara satelit pengamatan bumi mampu menghasilkan citra berukuran gigabyte dalam satu kali perekaman. Tanpa representasi yang tepat, informasi yang tersimpan di dalam data tersebut akan sulit dikelola dan dimanfaatkan secara maksimal.

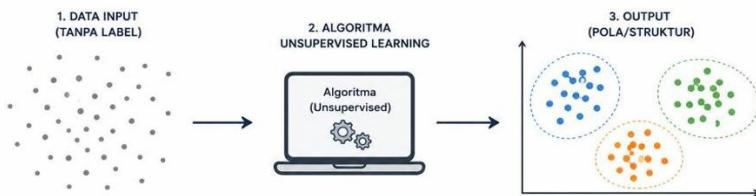
A. MODEL REPRESENTASI DIGITAL

Ketika data spasial-temporal mulai digunakan secara luas, salah satu tantangan utama yang muncul adalah bagaimana perubahan yang terjadi di dunia nyata dapat direpresentasikan dalam bentuk digital. Tidak semua fenomena memiliki karakteristik yang sama. Perubahan tutupan lahan, pergerakan kendaraan, dan penyebaran suatu kejadian memiliki pola yang berbeda sehingga membutuhkan pendekatan representasi yang berbeda

BAB III

UNSUPERVISED LEARNING DAN EKSPLORASI FITUR

Unsupervised learning merupakan cabang machine learning yang mempelajari pola, struktur, atau hubungan tersembunyi dalam data tanpa menggunakan label atau variabel target sebagai acuan. Karena unsupervised learning bekerja dengan data mentah (*unlabeled data*), metode ini berfokus pada identifikasi kemiripan, pengelompokan, asosiasi, dan representasi data secara otomatis berdasarkan karakteristik intrinsiknya. Pendekatan ini menjadi sangat penting dalam konteks eksplorasi data awal (*exploratory data analysis*), terutama ketika informasi tentang data masih terbatas atau belum terstruktur dengan baik. Karakteristik utama dari model unsupervised learning adalah tidak memerlukan variabel target, bergantung pada pola alami yang terdapat dalam data, serta berorientasi pada penemuan pengetahuan baru yang sebelumnya tidak diketahui. Pendekatan ini umumnya digunakan pada dataset besar dan kompleks untuk mengidentifikasi kelompok, anomali, atau representasi data yang lebih ringkas. Teknik seperti clustering dan dimensionality reduction dapat digunakan untuk mengidentifikasi kelompok data yang serupa atau menyederhanakan representasi data ke dalam dimensi yang lebih rendah.

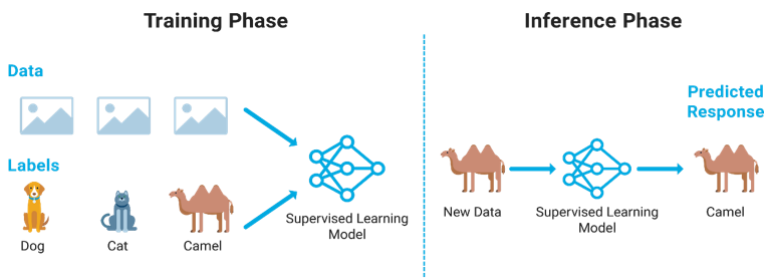


Gambar III.1 Konsep Dasar Unsupervised Learning

BAB IV

SUPERVISED LEARNING: KLASIFIKASI DAN PREDIKSI

Dalam proses klasifikasi atau prediksi di bidang pembelajaran mesin sangat penting untuk memberikan arahan yang tepat kepada model terkait tindakan yang perlu diambil untuk klasifikasi atau prediksi, serta metode belajar yang diperlukan agar model dapat dikembangkan. Metode supervised learning berfungsi sebagai salah satu strategi dalam menciptakan model, di mana model tersebut dikembangkan berdasarkan data historis yang sudah dilengkapi dengan label atau target tertentu. Dengan menggunakan metode ini, model dapat memahami keterkaitan yang ada antara variabel input dan output, sehingga mampu melakukan klasifikasi atau prediksi terhadap data baru yang belum pernah dianalisis sebelumnya.



Gambar IV.1 Konsep Dasar Supervised Learning

Gambar IV.1 menunjukkan cara kerja supervised learning di mana pada fase pelatihan (training phase), model belajar dari data yang telah memiliki label, seperti gambar anjing, kucing, dan unta. Setelah model memahami pola dari data tersebut, model dapat digunakan pada fase inferensi (inference phase) untuk mengklasifikasikan data baru dan menghasilkan prediksi yang sesuai berdasarkan pola yang telah dipelajari.

BAB V

ANALISIS POLA DAN DETEKSI PERUBAHAN

A. LANDASAN KONSEPTUAL POLA DAN PERUBAHAN SPASIAL-TEMPORAL

Fenomena yang terjadi di permukaan bumi umumnya tidak hanya memiliki dimensi lokasi, tetapi juga dimensi waktu. Perubahan penggunaan lahan, penyebaran penyakit, pertumbuhan wilayah perkotaan, hingga kejadian kebakaran hutan dan lahan merupakan contoh fenomena yang berkembang secara dinamis dalam ruang dan waktu. Oleh karena itu, analisis data modern tidak cukup hanya memperhatikan posisi geografis suatu kejadian, melainkan juga harus memahami kapan kejadian tersebut terjadi dan bagaimana pola perubahannya berlangsung.

Dalam analisis data spasial-temporal, pola (*pattern*) mengacu pada keteraturan distribusi fenomena di ruang dan waktu, sedangkan perubahan (*change*) mengacu pada transformasi karakteristik fenomena sepanjang periode pengamatan. Kedua konsep ini menjadi dasar penting sebelum penerapan metode analisis lanjutan seperti clustering, hotspot analysis, dan pemodelan prediktif.

Pada kasus kebakaran hutan dan lahan di Indonesia, setiap hotspot yang terdeteksi oleh satelit tidak dapat dipandang sebagai kejadian yang berdiri sendiri. Sebaliknya, hotspot merupakan bagian dari sistem spasial-temporal yang lebih besar, di mana distribusi, intensitas, dan frekuensi kemunculannya dipengaruhi oleh faktor lingkungan, iklim, dan aktivitas manusia. Karena itu, analisis terhadap hotspot harus mempertimbangkan hubungan antara lokasi dan waktu kejadian secara simultan (*time*).

1. Tipologi Pola dan Perubahan Geospasial

Secara umum, terdapat tiga pola utama yang sering digunakan dalam analisis geospasial, yaitu pola mengelompok (*clustered pattern*), pola acak (*random pattern*), dan pola menyebar (*dispersed pattern*). Pola mengelompok terjadi ketika fenomena cenderung terkonsentrasi pada

BAB VI

IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING (STUDI KASUS: BENCANA LONGSOR DAN BANJIR BANDANG DI PROVINSI ACEH)

Provinsi Aceh merupakan salah satu daerah di Indonesia yang memiliki tingkat kerawanan bencana yang cukup tinggi. Kondisi geografis Indonesia yang berada pada pertemuan tiga lempeng tektonik utama, yaitu Lempeng Eurasia, Lempeng Indo-Australia, dan Lempeng Pasifik, serta berada pada jalur Cincin Api Pasifik (Ring of Fire), menyebabkan berbagai jenis bencana alam berpotensi terjadi di berbagai wilayah, termasuk Aceh. Berdasarkan karakteristik tersebut, Provinsi Aceh menghadapi beragam ancaman bencana, seperti banjir, tanah longsor, gempa bumi, tsunami, dan kebakaran hutan yang dapat menimbulkan dampak sosial, ekonomi, maupun lingkungan yang signifikan.

Tingginya risiko bencana di Provinsi Aceh kembali terlihat pada akhir November 2025 ketika hujan dengan intensitas ekstrem yang dipengaruhi oleh Siklon Senyar memicu terjadinya banjir dan tanah longsor di sejumlah wilayah. Bencana tersebut dilaporkan melanda 18 kabupaten/kota dan menyebabkan ratusan ribu penduduk harus mengungsi, disertai kerusakan pada rumah warga serta berbagai fasilitas umum dan infrastruktur. Besarnya dampak yang ditimbulkan menunjukkan pentingnya upaya identifikasi dan pemetaan tingkat keparahan bencana secara menyeluruh sebagai dasar dalam penyusunan strategi mitigasi, penanggulangan, serta pengambilan keputusan yang lebih efektif dan tepat sasaran.

Dalam pelaksanaannya, analisis tingkat keparahan bencana sering menghadapi kendala berupa keterbatasan data historis yang telah memiliki label klasifikasi. Ketiadaan data berlabel tersebut menyulitkan penerapan metode pembelajaran terawasi (supervised learning) yang memerlukan data acuan untuk proses pelatihan model. Oleh karena itu, pendekatan

DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2015). Data mining: The textbook. Springer.
- Aigner, W., Miksch, S., Schumann, H., & Tominski, C. (2023). Visualization of Time-Oriented Data (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-7527-8>
- Badan Nasional Penanggulangan Bencana. (2013). Indeks risiko bencana Indonesia (IRBI).BNPB. <https://www.bnpb.go.id/storage/app/media/uploads/migration/pubs/441.pdf>
- Campbell, J. B., & Wynne, R. H. (2011). Introduction to remote sensing (6th ed.). Guilford Press.
- Casali, Y., Aydin, N. Y., & Comes, T. (2022). Machine learning for spatial analyses in urban areas: Ascoping review. Sustainable Cities and Society, 85, 104050. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104050>
- Chuvieco, E. (Ed.). (2016). Earth observation of wildland fires in Mediterranean ecosystems. Springer.
- Cutter, S. L. (2006). Hazards vulnerability and environmental justice. Earthscan.
- Dastour, H., Bhuian, H., Ahmed, M. R., & Hassan, Q. K. (2024). Active fire clustering and spatiotemporal dynamic models for forest fire management. Fire, 7(10), 355. <https://doi.org/10.3390/fire7100355>
- Ejaz, N., & Choudhury, S. (2025). A comprehensive survey of the machine learning pipeline for wildfire risk prediction and assessment. Ecological Informatics, 90, 103325.
- Environmental Systems Research Institute (Esri). (n.d.). How emerging hot spot analysis works. ArcGIS Pro Documentation. Retrieved June 9, 2026, from <https://doc.esri.com/en/arcgis-pro/latest/tool-reference/space-time-pattern-mining/learnmoreemerging.html>
- Ezugwu, A. E., Ikotun, A. M., Oyelade, O. O., Abualigah, L., Agushaka, J. O., Eke, C. I., & Akinyelu, A. A. (2022). A comprehensive survey of clustering algorithms: State-of-the-art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 110, 104743. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104743>
- Foody, G. M. (2009). Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. CRC Press.

- Geofabrik GmbH. (2025). OpenStreetMap data extracts. Diakses pada 5 Juni 2026 dari <https://download.geofabrik.de/>
- Géron, A. (2022). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (3rd ed.). O'Reilly Media.
- Giglio, L., Schroeder, W., Hall, J. V., & Justice, C. O. (2018). MODIS Collection 6 active fire product user's guide (Revision B).
- Goodchild, M. F., Yuan, M., & Chettri, N. (Eds.). (2012). *Spatially integrated social science*. Oxford University Press.
- Hamdi, A., Shaban, K., Erradi, A., Mohamed, A., Rumi, S. K., & Salim, F. D. (2022). Spatiotemporal data mining: a survey on challenges and open problems. *Artificial Intelligence Review*, 55(2), 1441–1488. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09994-y>
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann Publishers.
- Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: Concepts and techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.
- Humanitarian Data Exchange. (2024). Tectonic plate boundaries dataset. <https://data.humdata.org/dataset/tectonic-plate>
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning: With applications in R*. Springer.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer.
- Jena, R., Pradhan, B., Beydoun, G., Alamri, A. M., Ardiansyah, Nizamuddin, & Sofyan, H. (2020). Earthquake hazard and risk assessment using machine learning approaches at Palu, Indonesia. *Science of the Total Environment*, 749. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141582>
- Jensen, J. R. (2015). *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective* (4th ed.). Pearson.
- Jia, W., Sun, M., Lian, J., & Hou, S. (2022). Feature dimensionality reduction: a review. *Complex and Intelligent Systems*, 8(3), 2663–2693. <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00637-x>
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), Article 20150202.
- Kang, Y., Wu, K., Gao, S., Ng, I., Rao, J., Ye, S., Zhang, F., & Fei, T. (2022). STICC: A

- Multivariate Spatial Clustering Method for Repeated Geographic Pattern Discovery with Consideration of Spatial Contiguity. *International Journal of Geographical Information Science*, 36 (8).
- Kopczewska, K. (2022). Spatial machine learning: New opportunities for regional science. *The Annals of Regional Science*, 68(3), 713–755. <https://doi.org/10.1007/s00168-021-01101-x>
- Kumbure, M. M., Lohrmann, C., Luukka, P., & Porras, J. (2022). Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. *Expert Systems with Applications*, 197, 116659. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116659>
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., & Rhind, D. W. (2015). *Geographic information science and systems* (4th ed.). Wiley.
- Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation* (7th ed.). Wiley.
- Li, Hanze, Jie Huang, Xinhai Zhang, Zhenzhu Meng, Yazhou Fan, Xiuguang Wu, Liang Wang, Linlin Hu, and Jinxin Zhang. 2025. "Flash Flood Risk Classification Using GIS-Based Fractional Order k-Means Clustering Method." *Fractal and Fractional* 9(9):586. doi:10.3390/fractalfract9090586.
- Lu, Y., Yang, L., Shi, B., Li, J., & Abedin, M. Z. (2025). A novel framework of credit risk feature selection for SMEs during industry 4.0. *Annals of Operations Research*, 350(2), 425–452. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04849-3>
- Mabrina, A., Rus, M., Othman, Z. A., Bakar, A. A., & Zainudin, S. (2022). A Hierarchical ST-DBSCAN with Three Neighborhood Boundary Clustering Algorithm for Clustering Spatio-temporal Data. (IJACSA) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (Vol. 13, Number 12). www.ijacsa.thesai.org
- Maleki, A., Sen, S., Balakrishnan, S., Zuber, V., Gao, C., Dudeja, R., Thrampoulidis, C., Zhang, A., Su, W., Klusowski, J. M., Loh, P.-L., & Shojaie, A. (2026). High-Dimensional Statistics: Reflections on Progress and Open Problems. <http://arxiv.org/abs/2605.05076>
- Masek, J. G., & Collatz, G. J. (Eds.). (2016). *Remote sensing of land use and land cover: Principles and applications*. CRC Press.
- MathWorks. (n.d.). Supervised learning. MATLAB & Simulink. Retrieved June 5, 2026, from MathWorks Supervised Learning
- Memisoglu Baykal, Tugba. 2025. "Performance Assessment of GIS-Based Spatial Clustering Methods in Forest Fire Data." *Natural Hazards* 121(7):8445–77. doi:10.1007/s11069-025-07135-0.

- NASA Earthdata. (n.d.). Fire Information for Resource Management System (FIRMS).
Retrieved June 9, 2026, from <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>
- Natural Earth. (2024). Free vector and raster map data at 1:10m, 1:50m, and 1:110m scales. <https://www.naturalearthdata.com/downloads/>
- Petersen, M. D., Shumway, A. M., Powers, P. M., Field, E. H., Moschetti, M. P., Jaiswal, K. S., Milner, K. R., Rezaeian, S., Frankel, A. D., Llenos, A. L., Michael, A. J., Altekruze, J. M., Ahdi, S. K., Withers, K. B., Mueller, C. S., Zeng, Y., Chase, R. E., Salditch, L. M., Luco, N., Witter, R. C. (2024). The 2023 US 50-State National Seismic Hazard Model: Overview and implications. *Earthquake Spectra*, 40(1), 5–88. <https://doi.org/10.1177/87552930231215428>
- QGIS Development Team. (n.d.). QGIS Geographic Information System. QGIS Association. Diakses pada 5 Juni 2026, dari QGIS Official Website
- Sarhan, M., Layeghy, S., Moustafa, N., Gallagher, M., & Portmann, M. (2024). Feature extraction for machine learning-based intrusion detection in IoT networks. *Digital Communications and Networks*, 10(1), 205–216. <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.08.012>
- Shi, B., Guo, H., He, Z., Chen, S., Guo, J., Dong, Y., Shi, B., Zhou, J., He, Y., & Li, H. (2026). PIMSEL: A Physically Guided Multi-Modal Semi-Supervised Learning Framework for Earthquake-Induced Landslide Reactivation Risk Assessment. *Remote Sensing*, 18(9). <https://doi.org/10.3390/rs18091320>
- Sitanggang, I. S., Putri, N. A., Widyaningsih, Y., & Syaufina, L. (2022). Indonesian forest and land fire prevention patrol system. *Fire*, 5(5), 136. <https://doi.org/10.3390/fire5050136>
- Sousa, D., & Small, C. (2022). Joint Characterization of Spatiotemporal Data Manifolds. *Frontiers in Remote Sensing*, 3. <https://doi.org/10.3389/frsen.2022.760650>
- Steinberg, D., & Colla, P. (2009). Tree-based methods. In *The top ten algorithms in data mining* (pp. 191–216). Chapman & Hall/CRC.
- Tin, Ting Tin, Yap Jia Hao, Yong Chang Yeou, Lim Siew Mooi, Goh Ting Yew, Temitope Olumide Olugbade, and Ali Aitizaz. 2024. "Natural Disaster Clustering Using K-Means, DBSCAN, SOM, GMM, and Mean Shift: An Analysis of Fema Disaster Statistics." *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 15(9). doi:10.14569/IJACSA.2024.0150968.

- Trenberth, K. (2011). Climate system modeling (2nd ed.). Cambridge University Press.
- Turco, M., Williams, A. P., & Abatzoglou, J. T. (2023). Anthropogenic climate change impacts exacerbate summer forest fires in California. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(31), e2213814120. <https://doi.org/10.1073/pnas.2213814120>
- United Nations Office for the Coordination of Humanitarian Affairs. (2025, December 29). Indonesia IHCP situation report #6: Floods, flash floods and landslides in Aceh, North Sumatra, and West Sumatra provinces. OCHA. <https://www.unocha.org/publications/report/indonesia/indonesia-ihcp-situation-report-6-floods-flash-floods-and-landslides-aceh-north-sumatra-and-west-sumatra-provinces-december-29-2025>
- United States Geological Survey. (2026). USGS earthquake catalog: All month GeoJSON feed. <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/feed/v1.0/geojson.php>
- Urfali, T., & Eymen, A. (2025). Quantifying wildfire dynamics through spatio-temporal clustering and remote sensing metrics: The 2023 Quebec case study. *Fire*, 8(8), 308. <https://doi.org/10.3390/fire8080308>
- WorldPop. (2026). Global high resolution population denominators project: 1 km resolution 2026 (CN R2025A). University of Southampton. <https://hub.worldpop.org/geodata/summary?id=80032>

FONDASI DAN APLIKASI ANALISIS DATA *Spasial – Temporal*

Setiap hari kita berinteraksi dengan berbagai jenis data. Mulai dari informasi cuaca, kondisi lalu lintas, jumlah kasus penyakit, hingga aktivitas ekonomi, semuanya menghasilkan data yang dapat digunakan untuk memahami berbagai fenomena di sekitar kita. Namun, sebuah data sering kali belum memberikan informasi yang lengkap jika hanya berisi nilai atau atribut saja. Kita juga perlu mengetahui di mana dan kapan fenomena tersebut terjadi.

Sebagai contoh, informasi bahwa terjadi curah hujan sebesar 100 mm akan lebih bermakna jika diketahui lokasi terjadinya hujan tersebut dan waktu pengamatannya. Curah hujan 100 mm di suatu kota pada musim kemarau tentu memiliki makna yang berbeda dibandingkan curah hujan yang sama pada musim hujan. Contoh sederhana ini menunjukkan bahwa data akan lebih mudah dipahami ketika dilengkapi dengan informasi ruang (space) dan waktu (time).

 www.penerbitwidina.com
 [@penerbitwidina](https://www.instagram.com/penerbitwidina)
 [penerbit widina](https://www.facebook.com/penerbitwidina)
 penerbitwidina@gmail.com
 widina store
 widina bookstore

Layanan Pembaca & Penerbitan Buku
0815-7000-699



SCANME

ANALISIS SPASIAL

Teknik & Industri

ISBN 978-634-317-269-7



9

786343

172697

APLIKASI