



## Pemodelan Spasial Kerawanan Longsor di Kabupaten Temanggung Menggunakan Regresi Logistik dengan Seleksi Variabel *Stepwise* AIC

Dian Nurfitasari<sup>1\*</sup>, Guruh Samodra<sup>2</sup>, Danang Sri Hadmoko<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Magister Geografi, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta 55281, Indonesia

<sup>2,3</sup>Departemen Geografi Lingkungan, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta 55281, Indonesia

Email : \*diannurfitasari1998@mail.ugm.ac.id, guruh.samodra@ugm.ac.id, hadmoko@ugm.ac.id

Dikirim: 19 Desember 2025; Revisi: 29 Maret 2026; Diterima: 30 Maret 2026

**Abstrak:** Penelitian ini bertujuan menghasilkan peta kelas kerawanan longsor di Kabupaten Temanggung, Jawa Tengah, menggunakan pendekatan regresi logistik yang dioptimalkan melalui prosedur *stepwise* berbasis Akaike Information Criterion (AIC). Pendekatan ini dipilih karena penelitian sebelumnya di wilayah tersebut masih banyak menggunakan metode skoring dan pembobotan yang bersifat subjektif, sehingga kurang mampu memberikan estimasi kerawanan longsor yang kuantitatif dan terukur. Prosedur *stepwise* AIC diterapkan pada model awal yang mencakup variabel topografi, hidrologi, dan antropogenik, dan menghasilkan penurunan nilai AIC secara bertahap dari 1267,33 menjadi 1258,46. Model terbaik terdiri atas variabel elevasi, aspek lereng (*cos*), penggunaan lahan, jarak ke jalan, Stream Power Index (SPI), dan Topographic Wetness Index (TWI), yang merepresentasikan kombinasi variabel paling efisien secara statistik. Data yang digunakan mencakup 586 titik longsor periode 2020-2024, dengan pembagian data latih dan uji sebesar 80% dan 20%, serta jumlah titik non-longsor yang seimbang. Seluruh variabel memiliki nilai Variance Inflation Factor (VIF) < 5. Model menunjukkan performa prediktif yang baik dengan nilai Area Under the Curve (AUC) sebesar 0,703. Secara spasial, kelas kerawanan sedang dan tinggi mendominasi wilayah penelitian dengan proporsi lebih dari 86%.

**Kata kunci:** Kerawanan longsor, Regresi logistik, *Stepwise* AIC

**Abstract:** This study aims to produce a landslide susceptibility map for Temanggung Regency, Central Java, using a logistic regression approach optimized through a stepwise Akaike Information Criterion (AIC) procedure. This method was selected to address the limitations of subjective scoring and weighting approaches commonly used in previous studies. The stepwise AIC was applied to an initial model incorporating topographic, hydrological, and anthropogenic variables, resulting in a gradual reduction of the AIC value from 1267.33 to 1258.46. The optimal model with the lowest AIC consists of elevation, slope aspect (*cos*), land use, distance to roads, Stream Power Index (SPI), and Topographic Wetness Index (TWI), representing the most statistically efficient combination of controlling factors. The dataset comprises 586 landslide events recorded between 2020 and 2024, divided into training (80%) and testing (20%) datasets, with an equal number of randomly selected non-landslide points. All variables show Variance Inflation Factor (VIF) values below 5, indicating no significant multicollinearity. The model demonstrates good predictive performance, with an Area Under the Curve (AUC) value of 0.703. Spatial analysis reveals that moderate and high susceptibility classes dominate the study area, covering more than 86% of the total area.

**Keywords:** Landslide susceptibility, Logistic regression, Stepwise AIC



## **Pendahuluan**

Mitigasi bencana menjadi langkah krusial dalam mengurangi kerugian akibat longsor, mitigasi bencana dapat dilakukan melalui perlindungan fisik, pembatasan pemanfaatan ruang di kawasan rawan, penegakan kebijakan, dan pengembangan sistem peringatan dini (Kamal et al., 2023). Salah satu instrumen mitigasi yang penting adalah peta kerawanan longsor, yaitu peta yang menunjukkan kemungkinan terjadinya longsor di suatu lokasi tertentu (Froude & Petley, 2018). Berbagai teknik pemodelan telah dikembangkan untuk menyusun peta kerawanan longsor. Secara umum, metode tersebut dikelompokkan menjadi pendekatan heuristik (*knowledge-driven*), statistik (*data-driven*), dan deterministik/fisik (Samodra et al., 2017; Soeters & Van Westen, 2016). Dalam konteks Indonesia, ketiga pendekatan tersebut telah diadopsi dalam Standar Nasional Indonesia (SNI) 8291:2024 oleh Badan Standardisasi Nasional.

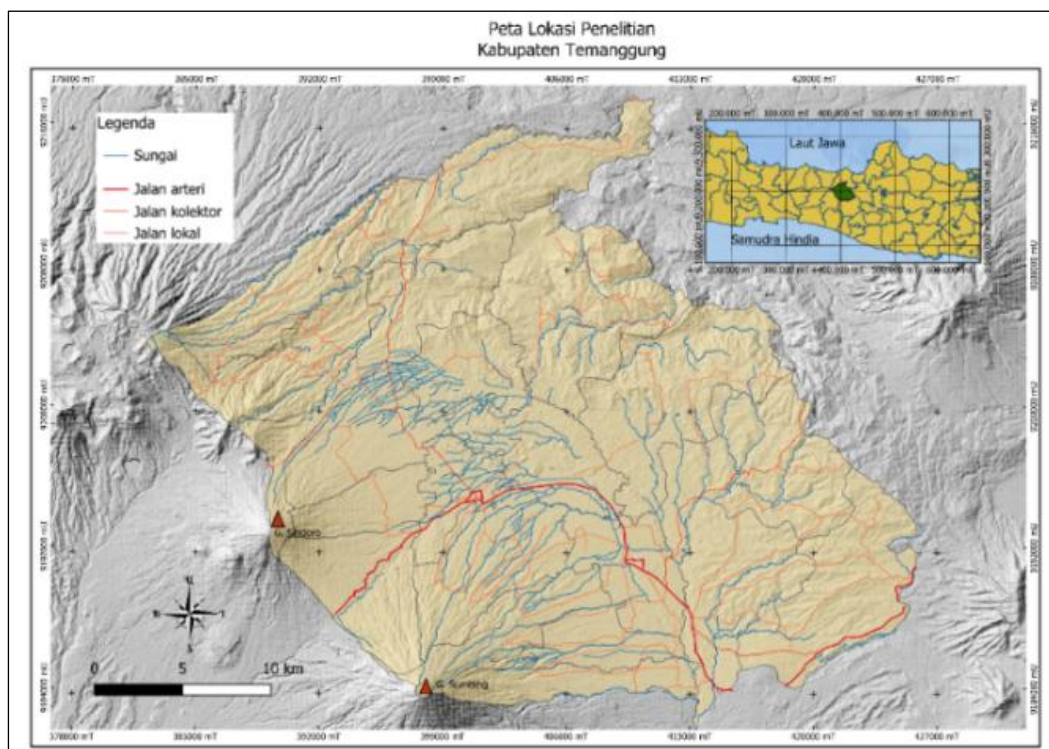
Pendekatan statistik, seperti *frequency ratio*, *weight of evidence*, *discriminant analysis*, dan regresi logistik (LR), telah banyak digunakan dalam pemodelan kerawanan longsor. Regresi logistik merupakan metode multivariat yang mampu memodelkan hubungan antara kejadian longsor dan non-longsor dengan berbagai faktor pengontrol secara kuantitatif, serta menghasilkan estimasi probabilitas yang objektif dan mudah diinterpretasikan (Schratz et al., 2019). Meskipun metode pembelajaran mesin, seperti *random forest*, *artificial neural network*, dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), menunjukkan kinerja yang baik, pendekatan tersebut umumnya memiliki alur kerja yang lebih kompleks dan sensitif terhadap variasi dalam inventarisasi longsor, penentuan sampel, serta evaluasi akurasi (Gu et al., 2024; Samodra et al., 2024).

Di wilayah penelitian, kajian kerawanan longsor masih didominasi oleh metode kualitatif, seperti *weighted overlay* dan *scoring* berbasis penilaian ahli, yang bersifat subjektif dan kurang mampu merepresentasikan hubungan kuantitatif antarvariabel (Reichenbach et al., 2018). Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan regresi logistik sebagai pendekatan statistik yang lebih objektif dan terukur. Untuk meningkatkan efisiensi model, regresi logistik dikombinasikan dengan prosedur *stepwise selection* berbasis *Akaike Information Criterion* (AIC), yang berfungsi sebagai mekanisme pemilihan variabel prediktor guna menghasilkan model yang lebih informatif, dan memiliki risiko *overfitting* yang lebih rendah (Cobos-Mora et al., 2023).

## **Metode Penelitian**

### **Daerah penelitian**

Penelitian ini berlokasi di Kabupaten Temanggung, salah satu wilayah di Provinsi Jawa Tengah yang secara fisiografi berada dalam Cekungan Temanggung, sebuah depresi yang dikelilingi oleh bentang perbukitan dan pegunungan vulkanik. Bagian barat kawasan ini berbatasan dengan kompleks Gunung Sumbing dan Gunung Sindoro, sementara sisi timurnya mulai beralih menuju sistem perbukitan Menoreh. Secara geomorfologi, wilayah Temanggung terdiri atas perpaduan dataran aluvial, dataran bergelombang, serta zona perbukitan hingga pegunungan vulkanik dengan kemiringan lereng yang bervariasi dari landai sampai sangat curam. Secara geologi, area penelitian tersusun terutama oleh endapan vulkanik muda berupa aluvium vulkanik, breksi, tuf, dan material lahar hasil erupsi Gunung Sumbing-Sindoro. Di beberapa bagian selatan dan tenggara masih dijumpai batuan sedimen yang berumur lebih tua. Karakter material vulkanik yang umumnya masih lepas dan belum terkonsolidasi kuat membuat wilayah ini lebih rentan mengalami pelapukan serta penurunan kestabilan lereng, terutama pada daerah dengan kemiringan yang terjal. Kombinasi kondisi geologi dan bentuklahan tersebut menyebabkan Kabupaten Temanggung memiliki tingkat kerawanan yang tinggi terhadap kejadian longsor (Pratiwi et al., 2024).



Gambar 1. Peta Lokasi Penelitian (Sumber: Olah Data Penulis)

### Pengumpulan data

Data titik longsor diperoleh dari data primer dan sekunder. Data primer berupa koordinat titik longsor hasil survei lapangan yang belum tercatat dalam basis data BPBD Kabupaten Temanggung, sedangkan data sekunder berasal dari BPBD Kabupaten Temanggung. Faktor pengontrol longsor dihimpun melalui studi literatur dan pemanfaatan data geospasial, meliputi Peta Rupabumi Indonesia (RBI) skala 1:25.000 serta data DEMNAS beresolusi  $\pm 8$  m dari Badan Informasi Geospasial. Atribut medan digital yang digunakan mencakup elevasi, kemiringan dan arah lereng, plan dan profile curvature, jarak dari sungai dan jalan, Stream Power Index (SPI), Topographic Wetness Index (TWI), serta penggunaan lahan dari ESA WorldCover 2021, yang seluruhnya diproses menggunakan Quantum GIS 3.40.7.

Pemilihan sepuluh faktor pengontrol didasarkan pada studi literatur dan karakteristik wilayah penelitian, yang mencakup faktor topografi, hidrologi, dan antropogenik. Faktor topografi seperti elevasi, kemiringan, arah hadap, dan kelengkungan lereng memengaruhi kestabilan lereng melalui variasi kecuraman, kelembapan, serta pola aliran dan akumulasi air (Guzzetti et al., 2000; Alkhasawneh et al., 2013; Öztürk, 2025). Faktor hidrologi, yang direpresentasikan oleh jarak dari sungai, SPI, dan TWI, berperan dalam mengontrol kejenuhan tanah dan erosi kaki lereng, sehingga meningkatkan potensi longsor (Emberson et al., 2022). Faktor antropogenik, yaitu jarak dari jalan dan penggunaan lahan, berkaitan dengan aktivitas pemotongan lereng dan perubahan penutup lahan yang dapat menurunkan kestabilan tanah di sekitarnya (Kaushal et al., 2025; Ullah et al., 2025).

### Metode Analisis Data

Alur kerja pemodelan spasial kerawanan longsor dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu penyiapan data, pra-pemrosesan (*pre-processing*), pembagian data, pelatihan dan penyetelan model, uji akurasi, serta pemetaan spasial. Penyiapan data diawali dengan pengumpulan data titik longsor dan data faktor pengontrol yang digunakan dalam pemodelan. Data titik longsor diperoleh dari data primer dan sekunder, sedangkan data faktor pengontrol berasal dari pengolahan data geospasial. Tahapan pra-pemrosesan meliputi

pemberian atribut pada titik longsor dan non-longsor, dengan nilai “1” untuk titik longsor dan “0” untuk titik non-longsor. Dalam penelitian ini digunakan sebanyak 586 titik longsor dan 586 titik non-longsor yang ditempatkan secara acak di luar area kejadian dengan penerapan *buffer* tertentu untuk menghindari tumpang tindih spasial.

Data faktor pengontrol yang berupa raster diseragamkan resolusi spasial dan ekstensinya agar dapat digunakan secara konsisten dalam pemodelan. Seluruh faktor pengontrol berupa data numerik atau kontinyu, kecuali penggunaan lahan yang dikategorikan sebagai data kategorikal. Setelah seluruh data siap digunakan, dataset titik longsor dan non-longsor dibagi menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Sebelum pemodelan regresi logistik dilakukan, uji multikolinearitas antar variabel independen dilakukan menggunakan *Variance Inflation Factor* (VIF). Variabel dengan nilai  $VIF < 5$  dianggap tidak mengalami multikolinearitas yang signifikan dan layak digunakan dalam pemodelan. Tahapan pelatihan dan penyetelan model dilakukan menggunakan regresi logistik biner yang merepresentasikan hubungan antara kejadian longsor (1) dan non-longsor (0) dengan sepuluh faktor pengontrol. Dalam model ini, kejadian longsor berperan sebagai variabel dependen, sedangkan faktor pengontrol longsor sebagai variabel independen. Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *maximum likelihood*. Berikut adalah persamaan yang digunakan dalam analisis regresi logistik:

$$f(z)=\pi(S=1|X_1,X_2,\dots,X_n) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\sum_{i=1}^n(\beta_i X_i))}} \quad (1)$$

Persamaan regresi logistik digunakan untuk mengestimasi peluang terjadinya longsor pada setiap piksel berdasarkan kombinasi faktor pengontrol  $X_1$  hingga  $X_n$ . Nilai  $\beta_0$  berfungsi sebagai konstanta model, sedangkan koefisien  $\beta_1$  sampai  $\beta_n$  mencerminkan kontribusi relatif masing-masing faktor terhadap kejadian longsor. Model yang dihasilkan selanjutnya diaplikasikan secara spasial pada data raster. Nilai logit pada setiap piksel dihitung dari hasil penjumlahan tertimbang faktor pengontrol, kemudian ditransformasikan menjadi nilai probabilitas melalui fungsi logistik, sehingga diperoleh peta probabilitas kerawanan longsor dengan rentang nilai antara 0 dan 1 (Ayalew & Yamagishi, 2005; Hosmer et al., 2013).

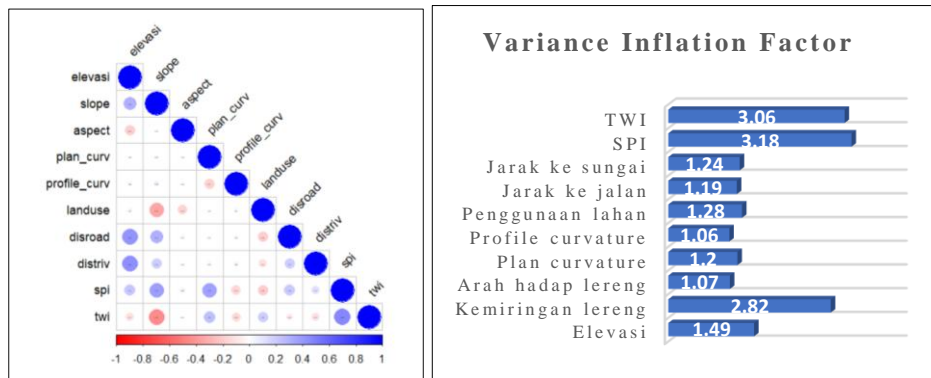
Pada tahap ini juga dilakukan seleksi variabel menggunakan metode *stepwise selection* berbasis *Akaike Information Criterion* (AIC) untuk memperoleh kombinasi variabel yang paling optimal, dengan model terbaik ditentukan berdasarkan nilai AIC terendah. Uji akurasi model dilakukan menggunakan analisis Receiver Operating Characteristic (ROC) dan nilai Area Under the Curve (AUC) berdasarkan data pengujian. Model regresi logistik terpilih selanjutnya diterapkan secara spasial pada data raster faktor pengontrol untuk menghasilkan peta probabilitas kerawanan longsor di wilayah penelitian.

## Hasil Penelitian

### 1. Inventarisasi Longsor dan Faktor Pengontrol Longsor

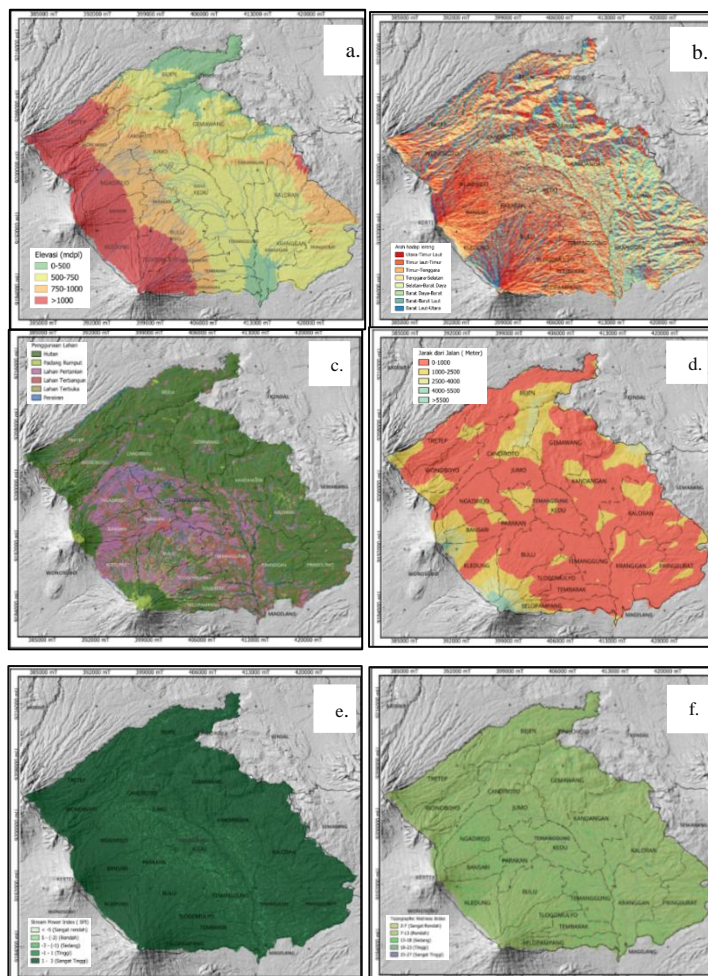
Dalam kurun waktu lima tahun (2020-2024) tercatat 586 titik kejadian longsor di Kabupaten Temanggung, dimana kejadian longsor paling sering terjadi di Kecamatan Pringsurat dengan 91 kejadian longsor disusul oleh Kecamatan Kaloran dengan 83 kejadian. Data kejadian longsor dari tahun 2020-2024 di 20 kecamatan di Kabupaten Temanggung dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.

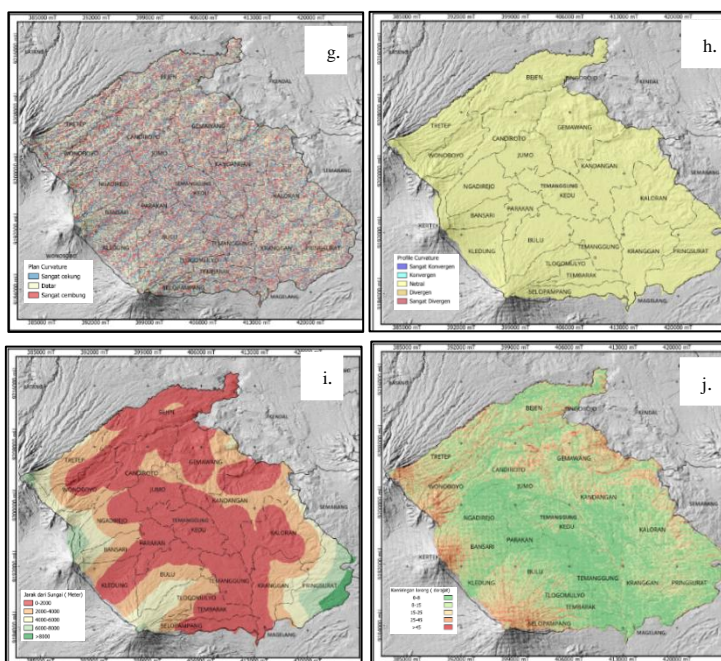




Gambar 4. Hasil uji korelasi antar faktor pengontrol longsor (a), dan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) (b) (Sumber: Olah data penulis)

Analisis matriks korelasi (Gambar 4a) menunjukkan bahwa hubungan antar faktor pengontrol longsor umumnya lemah hingga sedang. Korelasi positif moderat terlihat pada variabel topografi dan hidrologi, seperti elevasi–kemiringan lereng serta SPI–TWI, sementara variabel antropogenik (jarak dari jalan dan penggunaan lahan) menunjukkan korelasi yang relatif rendah. Karakteristik spasial faktor pengontrol ditampilkan pada peta berikut.





Gambar 5. Faktor-faktor pengontrol longsor : elevasi (a), aspect (b), penggunaan lahan (c), jarak dari jalan (d), stream power index (e), dan topographic wetness index (f), plan curvature (g), profile curvature (h), jarak dari sungai (i), kemiringan lereng (j). (Sumber : Oleh data di ArcGIS)

## 2. Analisis Regresi Logistik

Analisis regresi logistik menggunakan 586 titik kejadian longsor yang dibagi menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji, sehingga diperoleh 469 titik sebagai data latih dan 117 titik sebagai data uji. Nilai koefisien tiap faktor pengontrol longsor setelah proses regresi logistik dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Hasil regresi logistik 10 faktor pengontrol longsor

Faktor pengontrol	Koefisien ( $\beta$ )	Odds Ratio	p-value
Elevasi	-0,000464	0,9995	0,0715
Kemiringan lereng (Slope)	0,006469	1,0065	0,6097
Aspek lereng (sin)	0,03862	1,0394	0,7140
Aspek lereng (cos)	-0,1841	0,8319	0,0495
Plan curvature	-0,007116	0,9929	0,9938
Profile curvature	-2,1400	0,1177	0,8234
Penggunaan lahan	0,01743	1,0176	0,000243
Jarak ke jalan	-0,000473	0,9995	0,000013
Jarak ke sungai	0,000038	1,0000	0,3696
Stream Power Index (SPI)	0,04485	1,0459	0,4802
Topographic Wetness Index (TWI)	-0,03359	0,9670	0,5002

Sumber: hasil analisis data

## 3. Seleksi Variabel dengan Stepwise AIC

Seleksi faktor pengontrol dalam pemodelan kerawanan longsor menghasilkan model awal yang terdiri atas 10 faktor pengontrol. Selanjutnya, dibentuk beberapa model kandidat melalui proses penambahan dan pengurangan kombinasi faktor pengontrol, hingga diperoleh model terbaik dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terendah.

Tabel 2. Hasil seleksi model kerawanan longsor dengan *Akaike Information Criterion* (AIC)

Kandidat Model	Variabel dalam model	Nilai AIC
Model awal	elevasi, slope, aspect_sin, aspect_cos, plan_curv, profile_curv, landuse, disroad, distriv, spi, twi	1267,33
Model 1	elevasi, slope, aspect_sin, aspect_cos, profile_curv, landuse, disroad, distriv, spi, twi	1265,33
Model 2	elevasi, slope, aspect_sin, aspect_cos, landuse, disroad, distriv, spi, twi	1263,38
Model 3	elevasi, slope, aspect_cos, landuse, disroad, distriv, spi, twi	1261,51
Model 4	elevasi, aspect_cos, landuse, disroad, distriv, spi, twi	1259,72
Model terpilih	elevasi, aspect_cos, landuse, disroad, spi, twi	1258,46

Sumber: hasil seleksi stepwise AIC

Model terpilih terdiri dari data titik longsor dengan 6 faktor pengontrol yang meliputi elevasi, *aspect* penggunaan lahan, jarak dari jalan, SPI, dan TWI. Berikut adalah hasil regresi logistik terhadap 6 faktor pengontrol terpilih dari proses Stepwise AIC.

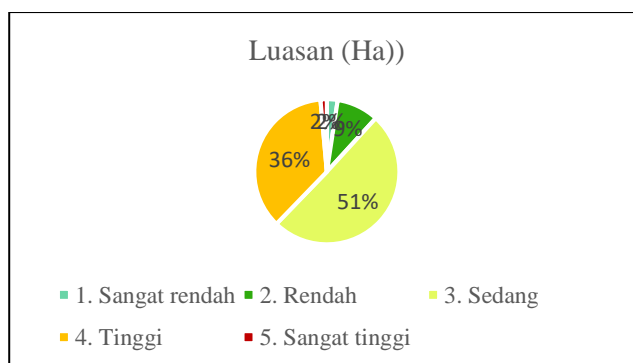
Tabel 3. Hasil regresi logistik model terpilih

Faktor pengontrol	Koefisien ( $\beta$ )	Odds Ratio	p-value
Elevasi	-0,000363	0,9996	0,1235
Aspek lereng (cos)	-0,1920	0,8253	0,0397
Penggunaan lahan	0,0168	1,0169	0,000303
Jarak ke jalan	-0,000466	0,9995	0,000013
Stream Power Index (SPI)	0,0686	1,0710	0,1321
Topographic Wetness Index (TWI)	-0,0528	0,9486	0,1366

Sumber: analisis data

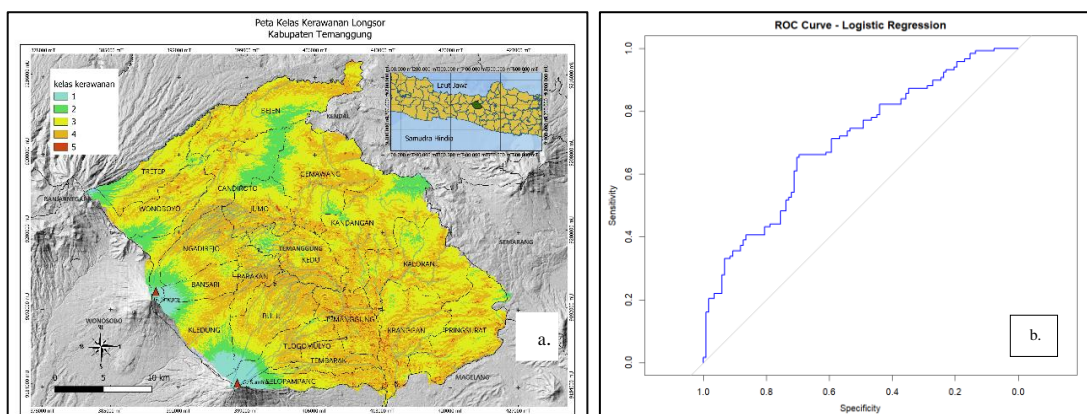
#### 4. Peta Kerawanan Longsor

Berdasarkan analisis regresi logistik, peta kerawanan longsor diklasifikasikan ke dalam lima kelas (kelas 1–5). Wilayah Kabupaten Temanggung didominasi oleh kelas kerawanan sedang dengan luasan mencapai 43.572,16 ha atau setara dengan 50,45% dari total luas wilayah. Selanjutnya, kelas kerawanan tinggi menempati urutan kedua dengan luasan 31.395,46 ha atau sekitar 36,35% dari total luas Kabupaten Temanggung. Luasan masing-masing kelas kerawanan longsor ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Luasan kelas kerawanan longsor (Sumber: analisis data)

Uji akurasi model kerawanan longsor dilakukan menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC), dengan nilai *Area Under the Curve* (AUC) sebesar 0,703.



Gambar 6. Peta kelas kerawanan longsor (a), kurva ROC (b) (Sumber: Olah data penulis)

### Pembahasan

Sebaran faktor pengontrol pada titik longsor dan nonlongsor menunjukkan perbedaan pola nilai pada sejumlah variabel topografi, hidrologi, dan antropogenik. Secara umum, kejadian longsor lebih banyak dijumpai pada lereng dengan kemiringan yang lebih curam, nilai indeks hidrologi yang relatif tinggi, serta lokasi yang berdekatan dengan jaringan jalan dan area terbangun. Pola ini menegaskan bahwa interaksi antara kondisi topografi dan hidrologi, yang diperkuat oleh aktivitas manusia, berperan penting dalam mengontrol terjadinya longsor (Guzzetti et al., 2000). Untuk mengkuantifikasi pengaruh relatif dari faktor-faktor tersebut dan menghindari penggunaan variabel yang bersifat tumpang tindih, dilakukan seleksi model kerawanan longsor menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC). Model dengan nilai AIC terendah dipandang paling efisien dalam merepresentasikan hubungan antara faktor pengontrol dan kejadian longsor (Akaike, 1974; Petschko et al., 2014). Hasil seleksi menunjukkan penurunan nilai AIC secara bertahap dari model awal hingga model terpilih, yang mengindikasikan peningkatan kualitas model seiring dengan dieliminasi variabel yang kurang informatif. Model akhir mempertahankan variabel elevasi, aspek lereng, penggunaan lahan, jarak ke jalan, *Stream Power Index* (SPI), dan *Topographic Wetness Index* (TWI), yang secara konseptual mewakili faktor topografi, hidrologi, dan antropogenik utama pengontrol kestabilan lereng. Variabel lainnya dieliminasi karena kontribusinya relatif kecil atau bersifat redundan, sehingga menghasilkan model yang lebih sederhana dan stabil (Reichenbach et al., 2018).

Secara geomorfologi, variabel arah hadap lereng (aspect) memiliki koefisien negatif (-0,1920), yang menunjukkan bahwa lereng yang mengarah ke selatan memiliki kemungkinan longsor lebih tinggi dibandingkan dengan lereng yang menghadap ke utara. Kondisi ini sejalan dengan karakter lereng selatan di wilayah tropis yang cenderung lebih lembap dan mampu mempertahankan air lebih lama, sehingga meningkatkan intensitas pelapukan dan kejenuhan tanah (Varga & Csiszér, 2020). Variabel penggunaan lahan menunjukkan koefisien positif (+0,01681), yang mengindikasikan bahwa peningkatan intensitas penggunaan lahan berkaitan dengan meningkatnya probabilitas terjadinya longsor. Sementara itu, variabel jarak dari jalan memiliki koefisien negatif (-0,000466), yang menandakan bahwa lokasi yang lebih dekat dengan jaringan jalan memiliki risiko longsor yang lebih tinggi, sejalan dengan temuan bahwa pembangunan jalan di daerah pegunungan sering meningkatkan ketidakstabilan lereng akibat aktivitas pemotongan dan penimbunan lereng (Chauhan et al., 2025).

Kombinasi pengaruh faktor topografi, hidrologi, dan antropogenik tersebut tercermin pada peta hasil pemodelan, di mana kelas kerawanan sedang hingga tinggi mendominasi wilayah Kabupaten Temanggung. Pola ini selaras dengan karakteristik fisik wilayah yang didominasi oleh perbukitan dan lereng vulkanik Gunung Sumbing-Sindoro, dengan kemiringan sedang hingga curam serta material vulkanik muda yang relatif lepas dan mudah mengalami pelapukan. Kondisi tersebut, yang diperkuat oleh curah hujan tinggi dan intensitas pemanfaatan lahan, menyebabkan sebagian besar wilayah berada pada tingkat kerentanan longsor yang relatif tinggi, sebagaimana juga dilaporkan pada penelitian sebelumnya di wilayah pegunungan vulkanik Jawa Tengah (Guzzetti et al., 2000; Hadmoko et al., 2010).

Keterkaitan antara faktor pengontrol dan pola kerawanan tersebut tercermin pada kinerja model yang dihasilkan. Nilai Area Under the Curve (AUC) sebesar 0,703 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang memadai dalam membedakan antara lokasi longsor dan nonlongsor. Nilai ini sebanding dengan penelitian terdahulu yang melaporkan AUC pada kisaran 0,70–0,75 dan menyatakan bahwa model statistik dengan tingkat akurasi tersebut layak digunakan dalam pemodelan kerawanan longsor (Hadmoko et al., 2010; Pourghasemi et al., 2012).

### **Kesimpulan**

Penerapan metode regresi logistik dengan seleksi variabel stepwise berbasis *Akaike Information Criterion* (AIC) terbukti efektif dalam membangun model kerawanan longsor yang representatif dan berkinerja baik di Kabupaten Temanggung. Proses *stepwise* AIC memungkinkan penyaringan faktor pengontrol yang paling informatif serta penghapusan variabel yang bersifat redundan, sehingga model akhir menjadi lebih sederhana, stabil, dan mudah diinterpretasikan tanpa mengurangi kemampuan prediktifnya. Model terpilih yang terdiri atas enam faktor utama meliputi elevasi, arah hadap lereng, penggunaan lahan, jarak ke jalan, *Stream Power Index* (SPI), dan *Topographic Wetness Index* (TWI). Faktor tersebut mampu merepresentasikan interaksi faktor topografi, hidrologi, dan antropogenik yang mengontrol terjadinya longsor di wilayah Temanggung. Dominasi kelas kerawanan sedang hingga tinggi pada peta hasil pemodelan mencerminkan karakteristik fisik wilayah yang didominasi oleh lereng vulkanik dengan kemiringan sedang hingga curam serta intensitas pemanfaatan lahan yang tinggi. Kinerja model yang ditunjukkan oleh nilai AUC sebesar 0,703 mengindikasikan kemampuan diskriminasi yang memadai dalam membedakan lokasi longsor dan nonlongsor. Dengan demikian, seleksi variabel berbasis *stepwise* AIC merupakan tahapan krusial dalam menghasilkan model kerawanan longsor yang valid dan andal, khususnya pada wilayah dengan kondisi geomorfologi kompleks seperti Kabupaten Temanggung, serta berpotensi mendukung perencanaan mitigasi bencana yang lebih tepat sasaran.

### **Referensi**

- Akaike, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. In *IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL* (Vol. 6, Issue 6).
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1–2), 15–31. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.010>
- Chauhan, V. S., Sadique, Md. R., Alam, Mohd. M., & Farooqi, Mohd. A. (2025). Assessment of road-cut slope stability using empirical, numerical, and machine learning methodologies. *Discover Civil Engineering*, 2(1). <https://doi.org/10.1007/s44290-025-00267-z>

- Cobos-Mora, S. L., Rodriguez-Galiano, V., & Lima, A. (2023). Analysis of landslide explicative factors and susceptibility mapping in an andean context: The case of Azuay province (Ecuador). *Heliyon*, 9(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20170>
- Froude, M. J., & Petley, D. N. (2018). Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8), 2161–2181. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-2161-2018>
- Gu, T., Duan, P., Wang, M., Li, J., & Zhang, Y. (2024). Effects of non-landslide sampling strategies on machine learning models in landslide susceptibility mapping. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-57964-5>
- Guzzetti, F., Cardinali, M., Reichenbach, P., & Carrara, A. (2000). Comparing landslide maps: A case study in the upper Tiber River basin, central Italy. *Environmental Management*, 25(3), 247–263. <https://doi.org/10.1007/s002679910020>
- Hadmoko, D. S., Lavigne, F., Sartohadi, J., Hadi, P., & Winaryo. (2010). Landslide hazard and risk assessment and their application in risk management and landuse planning in eastern flank of Menoreh Mountains, Yogyakarta Province, Indonesia. *Natural Hazards*, 54(3), 623–642. <https://doi.org/10.1007/s11069-009-9490-0>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, Stanley., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression*. Wiley.
- Kamal, A. S. M. M., Hossain, F., Ahmed, B., Rahman, M. Z., & Sammonds, P. (2023). Assessing the effectiveness of landslide slope stability by analysing structural mitigation measures and community risk perception. *Natural Hazards*, 117(3), 2393–2418. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-05947-6>
- Nhu, V. H., Mohammadi, A., Shahabi, H., Ahmad, B. Bin, Al-Ansari, N., Shirzadi, A., Clague, J. J., Jaafari, A., Chen, W., & Nguyen, H. (2020). Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and remote sensing data in a tropical environment. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(14), 1–23. <https://doi.org/10.3390/ijerph17144933>
- Nhu, V. H., Shirzadi, A., Shahabi, H., Singh, S. K., Al-Ansari, N., Clague, J. J., Jaafari, A., Chen, W., Miraki, S., Dou, J., Luu, C., Górski, K., Pham, B. T., Nguyen, H. D., & Ahmad, B. Bin. (2020). Shallow landslide susceptibility mapping: A comparison between logistic model tree, logistic regression, naïve bayes tree, artificial neural network, and support vector machine algorithms. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(8). <https://doi.org/10.3390/ijerph17082749>
- Petschko, H., Brenning, A., Bell, R., Goetz, J., & Glade, T. (2014). Assessing the quality of landslide susceptibility maps - Case study Lower Austria. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(1), 95–118. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-95-2014>
- Pourghasemi, H. R., Mohammady, M., & Pradhan, B. (2012). Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GIS: Safarood Basin, Iran. *Catena*, 97, 71–84. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2012.05.005>
- Pratiwi, E. S., Shen, S. min, & Sartohadi, J. (2024). Understanding the nature of landslides through detailed geomorphological mapping on the Sumbing Volcanic Landscape, Java Island, Indonesia. *Journal of Maps*, 20(1). <https://doi.org/10.1080/17445647.2024.2429710>
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. In *Earth-Science Reviews* (Vol. 180, pp. 60–91). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- Samodra, G. (2024). Alur kerja pembelajaran mesin pada pemodelan spasial kerawanan longsor. *Majalah Geografi Indonesia*, 38(2), 169–180. <https://doi.org/10.22146/mgi.70636>

- Samodra, G., Chen, G., Sartohadi, J., & Kasama, K. (2017). Comparing data-driven landslide susceptibility models based on participatory landslide inventory mapping in Purwosari area, Yogyakarta, Java. *Environmental Earth Sciences*, 76(4). <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6475-2>
- Samodra, G., Ngadisih, & Nugroho, F. S. (2024). Benchmarking data handling strategies for landslide susceptibility modeling using random forest workflows. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 5. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100093>
- Schratz, P., Muenchow, J., Iturritxa, E., Richter, J., & Brenning, A. (2019). Hyperparameter tuning and performance assessment of statistical and machine-learning algorithms using spatial data. *Ecological Modelling*, 406, 109–120. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2019.06.002>
- Soeters, R., & Van Westen, C. J. (2016). *Slope instability Recognition, analysis and zonation*. <https://www.researchgate.net/publication/209803184>
- Varga, C., & Csiszér, L. (2020). The influence of slope aspect on soil moisture. *Acta Universitatis Sapientiae, Agriculture and Environment*, 12(1), 82–93. <https://doi.org/10.2478/ausae-2020-0007>