Volume 8 Nomor 1 Juni 2026: 59-72

ANALISIS TINGKAT KERAWANAN LONGSOR MENGGUNAKAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* DI DAERAH ALIRAN SUNGAI SULI, KABUPATEN LUWU

Analysis of Landslide Susceptibility Levels Using Artificial Neural Network Method in the Suli Watershed, Luwu Regency

A. Muhammad Reza Fahlefi[1], Muh. Ilham Basmar[2]
[1]*Program Studi Kehutanan Fakultas Kehutanan Universitas Hasanuddin,* Makassar
[2]*Program Studi Kehutanan Fakultas Kehutanan Universitas Andi Djemma, Palopo*
e-mail: muilham630@gmail.com

ABSTRACT

The complex geographical characteristics of the Suli Watershed, including steep slopes, high rainfall, and a vulnerable geological structure, contribute to a high potential for landslides. Therefore, a specialized approach using an Artificial Neural Network (ANN) model is required. This study aims to identify landslide events during the 2020–2024 period, analyze their influencing factors, and map landslide vulnerability in the Suli Watershed using an ANN model. This quantitative study was conducted from June 2025 to January 2026 in the Suli Watershed and at the Watershed Management Laboratory of Hasanuddin University using spatial and statistical analysis. A total of 152 landslide points were identified for the 2020–2024 period through time-series image interpretation, with the highest incidence in 2024 (42.76%) and the lowest in 2021 (7.89%). ANN modeling indicated that slope aspect is the most dominant parameter influencing landslides. Landslide susceptibility levels were divided into five classes, with the "High" class dominating 22.80% of the area, while the "Very Low" class covered the smallest area (17.38%). Slope aspect plays a significant role in landslide susceptibility within the Suli Watershed. The resulting hazard map is expected to serve as a basis for disaster risk mitigation and management planning in the region.
Keywords: *Artificial Neural Network; Landslide; Suli Watershed*

ABSTRAK

Karakteristik geografis DAS Suli yang kompleks dengan kelerengan curam, curah hujan tinggi, dan struktur geologi yang rentan memicu tingginya potensi tanah longsor. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan khusus menggunakan model Artificial Neural Network (ANN). Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi kejadian longsor periode 2020–2024, menganalisis faktor pengaruhnya, dan memetakan kerawanan tanah longsor di DAS Suli dengan model ANN. Penelitian kuantitatif ini dilaksanakan pada Juni 2025 hingga Januari 2026 di DAS Suli dan Laboratorium Pengelolaan DAS Universitas Hasanuddin menggunakan analisis spasial serta statistik. Ditemukan 152 titik longsor periode 2020–2024 melalui interpretasi citra time series, dengan kejadian tertinggi pada 2024 (42,76%) dan terendah pada 2021 (7,89%). Pemodelan ANN menunjukkan bahwa arah lereng merupakan parameter paling dominan yang memengaruhi longsor. Tingkat kerawanan dibagi menjadi lima kelas, di mana kelas "Tinggi" mendominasi wilayah sebesar 22,80%, sedangkan kelas "Sangat Rendah" memiliki luasan terkecil (17,38%). Arah lereng berperan signifikan terhadap kerawanan longsor di DAS Suli. Peta kerawanan yang dihasilkan diharapkan menjadi landasan perencanaan mitigasi dan pengelolaan risiko bencana di wilayah tersebut.
Kata Kunci: *Artificial Neural Network*, DAS Suli, Tanah Longsor

Volume 8 Nomor 1 Juni 2026: 59-72

PENDAHULUAN

Bencana tanah longsor didefinisikan sebagai suatu proses pengikisan permukaan lahan yang terjadi secara bersamaan dengan pergerakan massa tanah, pada akhirnya menyebabkan terjadinya perpindahan, pergeseran, maupun pembalikan lapisan tanah dan batuan pada suatu bidang lahan tertentu (Yassar *et al*., 2020). Tanah longsor sebagai fenomena hidrogeomorfologi umumnya terjadi pada wilayah pegunungan pada saat musim hujan (Rahmad *et al*., 2018). Wilayah pegunungan memiliki morfologi yang kasar, sehingga dapat menginisiasi pergerakan tanah yang besar, sebanding dengan gaya gravitasi yang diterima, terlebih pada lereng perbukitan yang curam (Muddarisna *et al*., 2019).

Sementara itu, intensitas curah hujan yang tinggi akan meningkatkan kadar air, menurunkan daya hisap, dan memengaruhi kekuatan geser dari tanah (Liu *et al*., 2021). Karakteristik geomorfologi dan klimatologi yang kompleks ini sangat relevan dengan kondisi wilayah di Sulawesi Selatan, seperti kawasan Pegunungan Latimojong atau wilayah visual perbukitan karst dan non-karst di Maros-Pangkep dan Gowa, yang secara historis memiliki kerentanan tinggi terhadap longsor akibat kombinasi kelerengan curam dan curah hujan musiman yang ekstrem.

Keterbatasan yang sering dijumpai dalam proses identifikasi kejadian tanah longsor secara langsung di lapangan mendorong perlunya penerapan metode yang lebih efektif dan efisien. Sejalan dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi, proses identifikasi dan pemetaan potensi longsor kini banyak dilakukan melalui pendekatan analisis spasial yang memanfaatkan data hasil penginderaan jauh. Berbagai metode konvensional berbasis statistik seperti *Analytical Hierarchy Process* (AHP), *Frequency Ratio* (FR), serta *Logistic Regression* (LR) telah lama digunakan. Namun, metode-metode tersebut memiliki keterbatasan linearitas; AHP sangat bergantung pada subjektivitas pakar, sedangkan FR dan LR seringkali gagal memodelkan hubungan non-linear yang rumit antara faktor pengondisi longsor yang multi-dimensi. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, metode *Artificial Neural Network* (ANN) hadir sebagai alternatif unggul yang banyak digunakan dalam kajian kerentanan longsor.

Menurut Sheela & Deepa (2013), ANN merupakan suatu model komputasi pemrosesan informasi yang terinspirasi dari struktur biologis sistem saraf, yang meniru mekanisme kerja otak manusia. Model ini tersusun atas sejumlah unit pemrosesan yang disebut neuron, yang saling terhubung satu sama lain untuk memecahkan permasalahan tertentu. Setiap neuron menerima sinyal dari data masukan yang diproses melalui fungsi aktivasi untuk menghasilkan keluaran. Keunggulan utama ANN dibandingkan metode seperti LR, FR, atau AHP terletak pada kemampuan adaptifnya dalam mengenali pola-pola spasial yang sangat kompleks dan bersifat *highly non-linear* tanpa memerlukan asumsi distribusi data tertentu. Tidak seperti AHP yang subjektif atau FR/LR yang kaku terhadap interaksi antar-variabel, ANN mampu melakukan *self-learning* dan mengeksraksi bobot hubungan antar faktor secara otomatis melalui proses *backpropagation*.

Penelitian terdahulu di wilayah Sulawesi Selatan, khususnya dalam memetakan zona kerentanan longsor di sepanjang jalur trans-Sulawesi (seperti area poros Maros-Bone atau kawasan dataran tinggi Malino), menunjukkan bahwa model berbasis ANN mampu memberikan akurasi prediksi (nilai AUC) yang lebih stabil dan tinggi dibandingkan metode statistik multivariat konvensional, mengingat karakteristik topografi wilayah tersebut yang sangat dinamis dan heterogen.

METODE PENELITIAN

Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Juni 2025 – Januari 2026. Berfokus pada analisis tingkat kerawanan longsor yang berlokasi di Daerah Aliran Sungai (DAS) Suli, Kabupaten Luwu, dengan luas wilayah mencapai 189.278 hektare. Secara administratif, DAS Suli berada dalam satu wilayah kabupaten, yaitu Kabupaten Luwu, dan mencakup lima kecamatan, yakni Kecamatan Bua, Kecamatan Ponrang, Kecamatan Paremang, Kecamatan Bajo, dan Kecamatan Suli. Berdasarkan laporan Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPBD) Kabupaten Luwu, pada bulan Mei 2024 wilayah tersebut mengalami bencana alam berupa banjir bandang yang berdampak pada tiga belas kecamatan, meliputi Kecamatan Latimojong, Suli, Suli Barat, Ponrang Selatan, Ponrang, Bupon, Larompong, Larompong Selatan, Bajo, Bajo Barat, Kamanre, Belopa, dan Belopa Utara.

Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Alat dan bahan

No	Nama Alat	Jenis / Keterangan	Fungsi / Kegunaan
1	Perangkat lunak GIS	*Software* Spasial	Menganalisis spasial dan pemodelan
2	Perangkat lunak statistik SPSS	*Software* Statistik	Menganalisis statistik uji akurasi ROC dan untuk menganalisis statistik *frekuensi ratio*
3	GPS (*Global Position System*)	Perangkat Keras	Melakukan *ground check* kejadian tanah longsor
4	Laptop	Perangkat Keras	Mengelola data penelitian
5	Alat tulis menulis	Logistik / ATK	Mencatat alur penelitian
6	Kamera	Perangkat Keras	Mendokumentasikan kegiatan selama di lapangan
No	**Nama Bahan**	**Sumber / Resolusi / Skala**	**Fungsi / Kegunaan**
1	Citra Time Series tahun 2020 – 2024	Google Earth Pro	Menginventarisasi kejadian tanah longsor
2	Citra Sentinel-2 L2A Tahun 2019	Google Earth Engine (Unduh: 18 Oktober 2019)	Menganalisis Tutupan lahan
3	Citra DEMNAS (Digital Elevation Model Nasional) tahun 2024	Resolusi 8 meter [DEMNAS Inageoportal]	Menganalisis data faktor kemiringan lereng, ketinggian, arah lereng, kelengkungan bumi, dan jarak dari sungai
4	Peta Geologi	Skala 1:250.000 [Pusat Penelitian dan Pengembangan Geologi Indonesia]	Digunakan untuk data pembangun faktor litologi
5	Data curah hujan tahunan 2021-2025	Titik stasiun global weather	Menganalisis data curah hujan
6	Peta RBI tahun 2024	[DEMNAS Inageoportal]	Data pendukung analisis dan administrasi
7	Peta batas DAS tahun 2021	[Direktorat Jenderal Pengendalian DAS]	Peta batas dasar lokasi penelitian

Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini melalui beberapa tahapan, yaitu mulai dari tahap persiapan data, analisis data, validasi, dan hasil validasi. Pada tahap persiapan data, dilakukan identifikasi tanah longsor pada *Google Earth Pro* selama periode 2020 sampai dengan 2024 menggunakan citra *Time Series* sehingga menghasilkan data kejadian tanah longsor yang dimana sebanyak 70% data longsor digunakan untuk *training* dan 30% data longsor digunakan untuk validasi, kemudian penyiapan data faktor penyebab tanah longsor yang bersumber dari data dan analisis spasial. Masuk pada tahap analisis data, dimana faktor-faktor penyebab tanah longsor akan

dilakukan analisis lanjutan yaitu dengan menerapkan *Frequency ratio* untuk mendapatkan nilai dari tiap kelas faktor penyebab kejadian tanah longsor yang diikuti dengan pemodelan ANN yang digunakan untuk mendapatkan nilai normalisasi dari tiap kelas faktor penyebab tanah longsor.

Setelah nilai normalisasi didapatkan, dilakukan *overlay* pada 70% data longsor untuk *training* terhadap data faktor penyebab tanah longsor hasil pemodelan ANN yang selanjutnya akan dilakukan uji statistik pada *software* SPSS untuk mendapatkan 10 (sepuluh) nilai iterasi untuk mendapatkan nilai indeks kerawanan tanah longsor yang kemudian akan menghasilkan data validasi tingkat prediksi (validasi I) dan data validasi tingkat kesuksesan (validasi II) didapatkan hasil uji statistik pada 30% data kejadian tanah longsor yang di *overlay* dengan 10 nilai iterasi dan pada bagian hasil yang didapatkan berupa peta tingkat kerawanan tanah longsor.

Analisis Data

Identifikasi Tanah Longsor

Identifikasi tanah longsor dilakukan melalui interpretasi citra penginderaan jauh berdasarkan karakteristik spektral, morfologi, dan kontras (Soma & Kubota, 2017). Inventarisasi lokasi longsor dan pemetaan kejadian dilakukan untuk periode 5 tahun terakhir (2020-2024) menggunakan citra *time series* dari *Google Earth Pro*. Setiap titik longsor ditandai dengan koordinat dan poligon, kemudian divalidasi secara lapangan, dengan data kejadian tahunan sebagai data primer. Tidak adanya pedoman yang ketat untuk pemilihan faktor tanah longsor, penentuan faktor didasarkan pada ketersediaan data di wilayah penelitian (Soma *et al*., 2019). Faktor penyebab yang menjadi variabel dalam penelitian ini seperti data curah hujan, lereng, jarak dari sungai, litologi, ketinggian, jarak dari patahan, tutupan lahan, arah lereng, dan kelengkungan bumi.

Pengolahan Data

Pengelolaan data dengan pendekatan kualitatif memanfaatkan teknik statistik sederhana guna menentukan tingkat kedekatan antara kejadian tanah longsor dan faktor-faktor penyebabnya. Metode ini menerapkan rasio frekuensi terlebih dahulu, diikuti dengan pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN). Pada tahap pertama, nilai normalisasi untuk masing-masing faktor penyebab longsor diperoleh melalui metode *Frequency ratio*, yang merupakan perbandingan antara luas daerah longsor dengan total luas area penelitian, serta perbandingan probabilitas terjadinya longsor versus tidak longsor (Tazik *et al*., 2014).

Frequency ratio sebesar 1 berarti frekuensi kejadian sama antara kelompok longsor dan non-longsor, sehingga tidak terdapat hubungan signifikan di antara keduanya. Jika nilai rasio melebihi 1, maka korelasi antara longsor dan faktor penyebabnya tergolong tinggi; sebaliknya, jika kurang dari 1, korelasi tersebut rendah (Lee & Lee, 2006). Nilai rasio pada setiap kelas menggambarkan derajat hubungan, dihitung menggunakan rumus standar (Soma *et al*., 2019). Selanjutnya, hasil data nilai normalisasi dari frekuensi rasio digunakan untuk melajutkan analisis data. Kemudian, memproses jumlah tersebut (jika melebihi ambang batas neuron, neuron kemudian diaktifkan) menggunakan fungsi aktivasi non-linear untuk menghasilkan hasil (yi) yang merupakan output dengan persamaan (Soma *et al*., 2019):

$$yi = G + (b^2 + W^2 \left(s(b^1 + W^i i)\right))$$

Keterangan :

yi = Hasil Dari Artificial Neural Network

G = Fungsi aktifasi

$b1$ = Bias vektor 1

$W1$ =Matriks bobot 1

$b2$ = Bias vektor 2

$W2$ = Matriks bobot 2

Hasil analisis data telah dinormalisasi dalam skala 0 sampai 1. Proses penskalaan

Volume 8 Nomor 1 Juni 2026: 59-72

ini bertujuan untuk menyempurnakan akurasi informasi digital pada tahap berikutnya serta menghasilkan output yang lebih presisi (Sheela & Deepa, 2013). Dalam studi kali ini, digunakan model *Multi-layer Perceptron* (MLP). Setiap neuron di lapisan tersembunyi maupun lapisan output melakukan pemrosesan input melalui perkalian masing-masing input x_i dengan bobot sinapsis yang sesuai w_i (Soma *et al*., 2019):

$$LS\ ANN = \sum_{i=0}^{n} Wi\ Xi$$

Keterangan :
LS ANN = Peta akhir kerawanan tanah longsor dihitung untuk semua piksel
Wi = Bobot input
Xi = Input

Validasi Peta Kerawanan Tanah Longsor

Validasi Data

Pemodelan ANN diterapkan untuk memvalidasi hasil analisis kerawanan longsor dengan memanfaatkan data historis guna mengevaluasi akurasi peta. Data validasi lapangan digunakan sebagai acuan utama yang dianggap paling akurat untuk merepresentasikan kondisi risiko sebenarnya. Menurut Fadilah *et al*., (2019), validasi dilakukan melalui analisis AUC (Area Under Curve) berdasarkan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) menggunakan software SPSS, dengan klasifikasi hasil sebagai berikut: 0,5-0,6 (gagal), 0,6-0,7 (buruk), 0,7-0,8 (cukup), 0,8-0,9 (baik), dan 0,9-1 (sangat baik) (Rasyid *et al*., 2016).

Peta Kerawanan Tanah Longsor

Selanjutnya, setelah di dapatkan nilai hasil dari nilai ANN dilakukan Overlay pada peta tingkat kerawanan tanah longsor yang terdiri dari atas 5 kelas yaitu sangat rendah, rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi. Klasifikasi ini digunakan untuk menentukan kelas kerawanan tanah longsor menggunakan model natural *breaks* (Jenks) yang ada pada aplikasi ArcGIS.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi dan Inventarisasi Tanah Longsor

Berdasarkan hasil identifikasi kejadian tanah longsor di DAS Suli, Kabupaten Luwu, Sulawesi Selatan, Indonesia. Metode yang digunakan dalam menginventarisasi kejadian tanah longsor menggunakan inventarisasi dan interpretasi daerah kejadian tanah longsor. Inventarisasi di lakukan dari bagian hulu, tengah, sampai bagian hilir dan jumlah kejadian tanah longsor yang di interpretasi menggunakan visual *Citra Time Series* dari *Google Earth Pro* dari tahun 2020 sampai dengan tahun 2024. Dari hasil inventarisasi ini menghasilkan data sebanyak 152 kejadian tanah longsor. Identifikasi berdasarkan hasil dari interpretasi bentuk arah jatuh tanah, kemiringan lereng dan rona/warna tanah longsor tersebut yang memiliki luasan yang bervariasi (Kanungo *et al*., 2006 dalam Soma & Kubota, 2017).

Dari data tersebut menunjukkan kejadian tanah longsor terbanyak terjadi pada tahun 2024 sebanyak 65 kejadian dengan persentase (42,76%), kemudian tahun 2022 sebanyak 30 kejadian dengan persentase (19,74%), tahun 2023 sebanyak 26 kejadian dengan persentase (17,11%), tahun 2020 sebanyak 19 kejadian dengan persentase (12,5%), dan yang paling sedikit terjadi pada tahun 2021 sebanyak 12 kejadian dengan persentase (7,89%). Hasil dari inventarisasi ini lalu di ekstrak dengan format (kml atau kmz) yang kemudian di import atau dilakukan pemindahan data ke dalam aplikasi GIS untuk dilakukan analisis lanjutan.

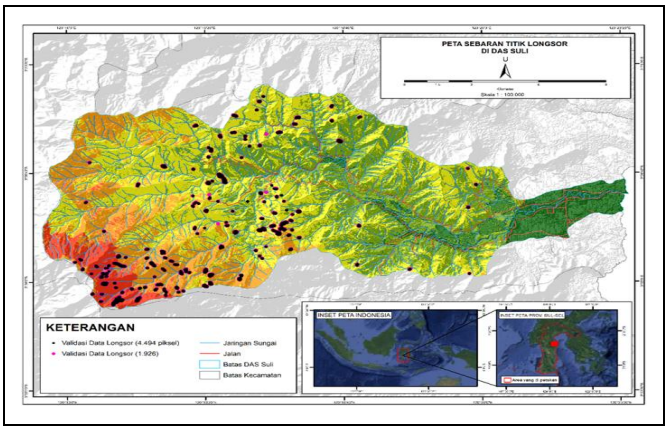
Hasil dari data tersebut dapat dilihat pada Gambar 6 peta sebaran kejadian tanah longsor tahun 2020-2024 yakni dari data poligon (vektor) tersebut dilakukan uji topologi guna mengatasi *error* yang kemudian dikonversi menjadi data raster yang nantinya akan digunakan sebagai basis data dalam pemodelan. Adapun pembagian data untuk memperoleh validasi tingkat

sukses model dalam menghitung nilai peluang tanah longsor yaitu 70% untuk data training model sebanyak 4.494 piksel dan 30% untuk data validasi sebanyak 1926 piksel dari total piksel DAS Suli yaitu sebanyak 1.892.831 piksel.



Gambar 1. Bentuk interpretasi kejadian longsor menggunakan *Google Earth Pro* dan Validasi aktual di lapangan

Hasil dari data tersebut dapat dilihat pada Gambar 2 peta sebaran kejadian tanah longsor tahun 2020-2024 yakni dari data poligon (vektor) tersebut dilakukan uji topologi guna mengatasi error yang kemudian dikonversi menjadi data raster yang nantinya akan digunakan sebagai basis data dalam pemodelan. Adapun pembagian data untuk memperoleh validasi tingkat sukses model dalam menghitung nilai peluang tanah longsor yaitu 70% untuk data training model sebanyak 4.494 piksel dan 30% untuk data validasi sebanyak 1926 piksel dari total piksel DAS Suli yaitu sebanyak 1.892.831 piksel.



Gambar 2. Peta sebaran titik longsor di DAS Suli

Faktor Penyebab Tanah Longsor

Faktor yang digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis penyebab kerawanan tanah longsor yang dipilih dari studi literatur, ketersediaan data, dan kondisi tempat penelitian. Berdasarkan hal itu ada 8 (delapan) faktor yang digunakan sebagai parameter untuk menganalisis penyebab kerawanan tanah longsor. Faktor tersebut yaitu tutupan lahan, curah hujan, litologi, jarak dari sungai, kelengkungan bumi, kemiringan lereng, aspek lereng, dan ketinggian. Data mentah dari faktor-faktor tersebut didapatkan dari berbagai sumber yang terpercaya.

Seperti pada data curah hujan didapatkan dari situs CHRS, tutupan lahan didapatkan dari citra sentinel 2 L2A tahun 2019 yang diunduh Esa Copernicus, data ketinggian, aspek lereng, kemiringan lereng, kelengkungan bumi didapatkan dari data DEMNAS, data litologi didapatkan dari hasil ekstraksi peta geologi, dan data jarak

dari sungai didapatkan dari analisis SIG yaitu Euclidien Distance dengan dasar data DEMNAS. Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, faktor yang sangat berpengaruh yaitu ada pada faktor ketinggian, kemiringan lereng, tutupan lahan dan aspek lereng.

Frekuensi rasio dan Normalisasi Data

Hasil dari olah data diketahui bahwa nilai yang dihasilkan cukup beraneka ragam. Jika dilihat pada tabel 1 nilai frekuensi rasio dan nilai normalisasi dengan faktor-faktor penyebab tanah longsor bahwa nilai FR tertinggi terdapat pada faktor ketinggian di

kelas >1000 m dengan nilai FR 2.35 yang menunjukkan kelas ini memiliki peluang kejadian tanah longsor yang sangat tinggi. Dimana metode FR difungsikan untuk mengetahui tingkat kerawanan tanah longsor yang didasarkan faktor penyebab terjadinya tanah longsor yang dihitung melalui piksel inventarisasi kejadian tanah longsor dan menghitung piksel kelas per parameter kondisi terjadinya tanah longsor. Nantinya dimana jika piksel yang di hasilkan >1 maka dapat dinyatakan peluang terjadinya tanah longsor tinggi, sedangkan jika nilai yang dihasilkan <1 dinyatakan peluang terjadinya tanah longsor rendah. Hal ini sejalan dengan pendapat (Rasyid *et al*., 2016) yang mendeskripsikan bahwa nilai rasio FR menunjukkan adanya korelasi antara longsor dengan masing-masing kelas faktor penyebab longsor dalam format numerik.

Tabel 2. Nilai frekuensi rasio dan nilai normalisasi frekuensi rasio dengan faktor-faktor penyebab tanah longsor

No	Parameter	Kelas	Piksel Longsor	%Piksel Longsor	Piksel Kelas	%Piksel Longsor	FR	Normalisasi FR
1	Tutupan lahan	Semak Belukar	503	11.35	162339	8.58	1.32	0.59
		Pertanian Lahan Kering Sekunder	1913	43.18	366495	19.36	2.23	1
		Hutan Mangrove Sekunder	0	0	754	0.04	0	0
		Pemukiman	0	0	37621	1.99	0	0
		Perkebunan	0	0	3470	0.18	0	0
		Pertanian Lahan Kering	585	13.21	376109	19.87	0.66	0.3
		Pertanian Lahan Kering Campur	1290	29.12	794953	42	0.69	0.31
		Sawah	0	0	84148	4.45	0	0
		Tambak	0	0	23542	1.24	0	0
		Tanah Terbuka	139	3.14	30648	1.62	1.94	0.87
		Tubuh Air	0	0	12752	0.67	0	0
2	Curah Hujan	3062.969 - 3088.830	0	0	118069	6.24	0.00	0.00
		3088.830 - 3114.692	26	0.59	138160	7.30	0.08	0.05
		3114.692 - 3138.738	9	0.20	170873	9.03	0.02	0.01
		3138.738 - 3158.702	266	6.00	308308	16.29	0.37	0.24
		3158.702 - 3178.665	4129	93.21	1157421	61.15	1.52	1
3	Litologi	Sediment; clastic: alluvium	21	0.38	256129	13.53	0.04	0.03
		Extrusive; intermediate: lava	4409	99.62	1636702	86.47	1.15	1
4	Kemiringan Lereng	0-8%	6	0.14	194942	10.30	0.01	0.01
		8-15%	38	0.86	133878	7.07	0.12	0.07
		15-25%	199	4.49	234759	12.40	0.36	0.21
		25-45%	1489	33.61	655521	34.63	0.97	0.57
		>45%	2698	60.9	673731	35.59	1.71	1
5	Jarak Dari Sungai	>100 m	2342	52.87	823513	43.51	1.22	1
		0-20 m	397	8.96	229003	12.10	0.74	0.61
		20-40 m	454	10.25	225056	11.89	0.86	0.71
		40-60 m	425	9.59	218871	11.56	0.83	0.68
		60-80 m	420	9.48	207434	10.96	0.87	0.71
		80-100 m	392	8.85	188954	9.98	0.89	0.73
6	Kelengkungan Bumi	Cekung	1759	39.71	707576	37.38	1.06	1
		Datar	1802	40.68	828173	43.75	0.93	0.88
		Cembung	869	19.62	357082	18.86	1.04	0.98
7	Ketinggian	0-250 mdpl	161	3.63	752123	39.74	0.09	0.04
		250-500 mdpl	1054	23.79	333708	17.63	1.35	0.57
		500-750 mdpl	1083	24.45	236902	12.52	1.95	0.83
		750-1000 mdpl	148	3.34	209469	11.07	0.3	0.13
		>1000 mdpl	1984	44.79	360629	19.05	2.35	1
8	Aspek Lereng	Datar	523	11.81	257809	13.62	0.87	0.42

No	Parameter	Kelas	Piksel Longsor	%Piksel Longsor	Piksel Kelas	%Piksel Longsor	FR	Normalisasi FR
		Utara	606	13.68	262605	13.87	0.99	0.48
		Timur laut	771	17.40	276254	14.59	1.19	0.58
		Timur	469	10.59	248684	13.14	0.81	0.39
		Tenggara	297	6.70	212463	11.22	0.60	0.29
		Selatan	179	4.04	169905	8.98	0.45	0.22
		Barat daya	398	8.98	141501	7.48	1.20	0.59
		Barat	337	7.61	145600	7.69	0.99	0.48
		Barat laut	850	19.19	178010	9.40	2.04	1

Keterangan: :Nilai Normalisasi FR tertinggi di setiap parameter
: Nilai FR tertinggi dari semua kelas parameter

Berdasarkan Tabel 2. diatas dapat diketahui bahwa nilai yang dihasilkan sangat bervariatif dan terdapat nilai FR yang paling tinggi di antara semua faktor yaitu pada parameter ketinggian di kelas >1000 mdpl yaitu 2.35 yang memperlihatkan bahwa nilai ini memiliki peluang kejadian tanah longsor yang paling tinggi.

Artificial Neural Network (ANN)

Pada analisis ANN dengan menggunakan data FR yang sudah di normalisasikan dalam tabel 2. Selanjutnya, peta kerawanan tanah longsor akhir yang dihasilkan dikalikan pada setiap faktor penyebab yang dihitung melalui analisis ANN lalu dilakukan overlay dari lapisan-lapisan tersebut menggunakan MLP (*Multilayer Perception*). Hasil pengulangan terbaik yang akan di ambil yaitu pada uji percobaan ke 9 (sembilan). Kemudian, di input ke dalam persamaan dan peta LSI.

$$LS\ ANN = \sum_{i=0}^{n} Wi\ Xi$$

Keterangan :
LS ANN = Peta Akhir kerawanan tanah longsor dihitung untuk semua piksel
Wi = Bobot input
Xi = Input

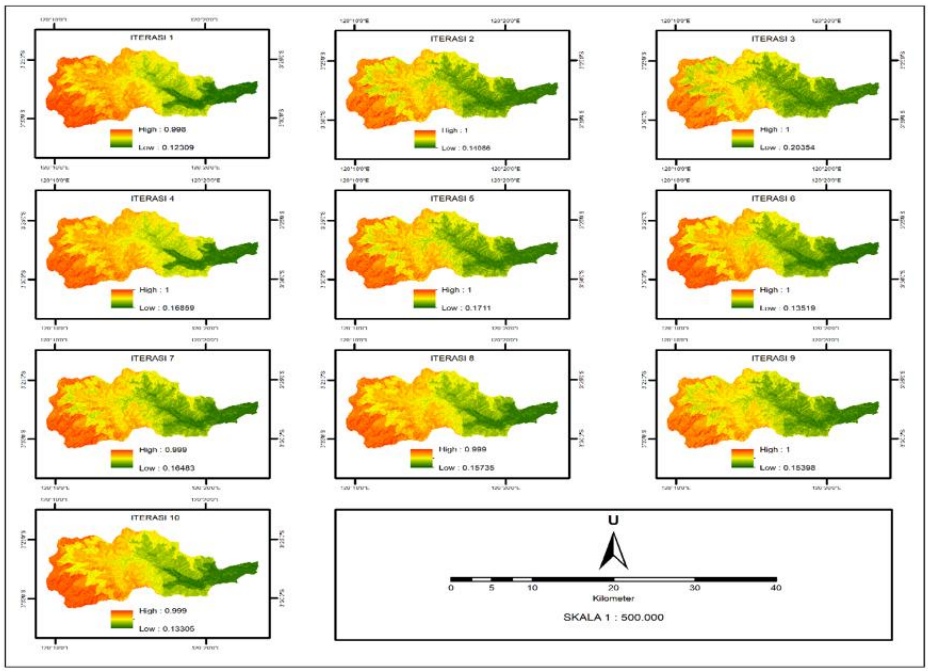
Validasi kurva ROC pada model ANN menghasilkan 10 data pengulangan terbaik. Tingkat validasi yang tinggi dicapai dari nilai AUC yang tinggi. Iterasi merupakan pendekatan berulang dalam mengatasi masalah matematika. Pada iterasi ke-9, diperoleh tingkat validasi tertinggi yang mensimulasikan kondisi lapangan secara lebih akurat. Berikut nilai kurva hasil ROC pemodelan ANN kerawanan tanah longsor dengan 10 nilai terbaik.

Tabel 3. Nilai pengulangan ROC pada pemodelan ANN

Faktor Longsor	ITERASI									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Tutupan Lahan	0.132	0.18	0.116	0.14	0.115	0.144	0.186	0.149	0.153	0.179
Litologi	0.016	0.026	0.036	0.034	0.061	0.079	0.051	0.096	0.039	0.134
Jarak Dari Sungai	0.126	0.152	0.098	0.119	0.112	0.074	0.098	0.082	0.065	0.115
Kelengkungan Bumi	0.107	0.036	0.087	0.062	0.062	0.051	0.073	0.067	0.051	0.021
Curah Hujan	0.098	0.086	0.066	0.136	0.115	0.143	0.095	0.145	0.119	0.116
Arah Lereng	0.23	0.189	0.248	0.195	0.161	0.142	0.131	0.168	0.267	0.138
Ketinggian	0.206	0.195	0.269	0.246	0.241	0.263	0.227	0.187	0.216	0.236
Kemiringan Lereng	0.085	0.136	0.08	0.068	0.133	0.104	0.138	0.105	0.09	0.06

Keterangan : Nilai pengulangan ROC terbaik

Berdasarkan tabel diatas dapat diketahui bahwa nilai pengulangan dari semua faktor memang dapat mempengaruhi kejadian tanah longsor di wilayah ini. Akan tetapi, ada beberapa faktor yang memang sangat berpengaruh dalam kejadian ini. Jika dilihat faktor yang sangat berpengaruh yaitu ada pada faktor arah lereng, ketinggian, tutupan lahan dan curah hujan.



Gambar 3. Peta indeks kerawanan tanah longsor pada pengulangan ANN

Persamaan ANN yang diperoleh pada pengujian ke 9 (sembilan) sebagai berikut:

LSI ANNiterasi9 = (0.153) (ANNTutupanLahan) + (0.039) (ANNLitologi) + (0.065) (ANN Jarak Dari Sungai) + (0.051) (ANN Kelengkungan Bumi) + (0.119) (ANN Curah Hujan) + (0.267) (ANN Arah Lereng) + (0.216) (ANN Ketinggian) + (0.090) (ANN Kemiringan Lereng)

Keterangan :

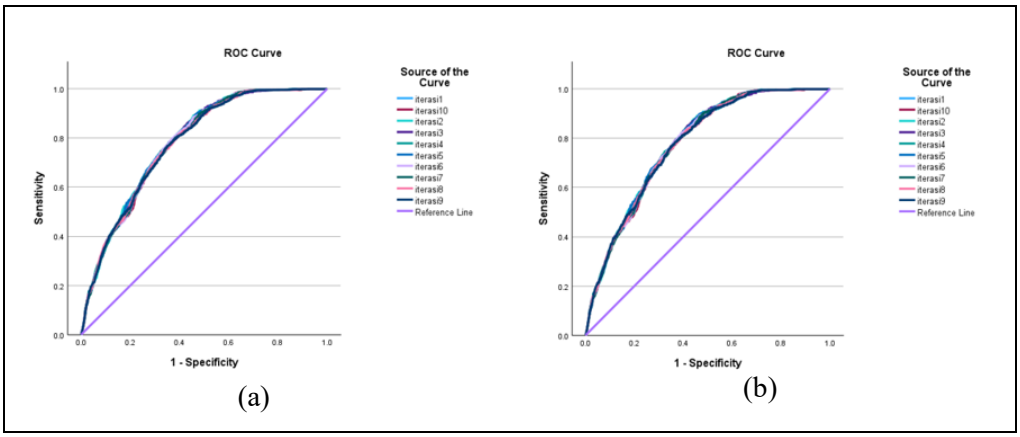
LSI ANN = Peta kerawanan tanah longsor akhir yang dihitung untuk setiap piksel

Nilai indeks kerawanan tanah longsor dari LSI ANN yang terbaik berkisar 0.153 – 1 dan peta indeks kerawanan tanah longsor akan di input dan di klasifikasikan menjadi 5 (lima) kelas dengan menggunakan *tools* (*Natural breaks*). Hasil olah data tersebut akan menghasilkan kelas yang berkisar dari sangat rendah, rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi terhadap kerawanan tanah longsor.

Validasi Tingkat Kerawanan Tanah Longsor

Validasi dilakukan dengan kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) untuk klasifikasi multi-kelas. Hasil validasi ini mengevaluasi akurasi prediksi berdasarkan AUC (*Area Under Curve*). AUC merupakan indikator krusial untuk mendukung prediksi model. Nilai AUC sekitar 0,5 atau lebih rendah menandakan model tidak cocok untuk pemetaan kerawanan tanah longsor, sementara nilai AUC sempurna yaitu 1 menunjukkan model sangat ideal untuk memprediksi tren longsor. Literatur lain menyebutkan bahwa metode umum menghitung area di bawah kurva ROC adalah AUC, di mana bidang berada antara 0,0 dan 1,0; nilai di atas 0,5 yang paling menarik karena semakin tinggi luasnya, semakin baik kualitas data yang dihasilkan.

Tahap berikutnya melibatkan hasil analisis ROC untuk validasi. Validasi 1 bertujuan menilai tingkat keberhasilan model dari nilai ANN, sedangkan validasi 2 untuk mengukur kemampuan prediksi model terhadap kejadian longsor. Kurva hasil validasi dari software SPSS dengan analisis ROC pada DAS Suli dapat dilihat pada Gambar 4. dan Tabel 4.



Gambar 4. Kurva uji akurasi tingkat kesuksesan dan tingkat prediksi ANN

Tabel 4. Nilai AUC dari hasil analisis ROC untuk tingkat kesuksesan dan prediksi

Validasi	Nilai AUC
Tingkat Kesuksesan AUC (Validasi 1)	0.785
Tingkat Prediksi AUC (Validasi 2)	0.782

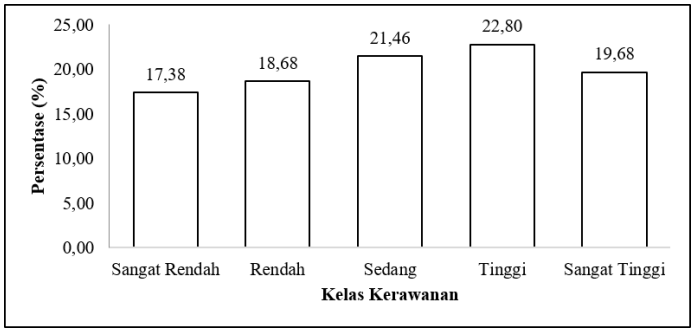
Berdasarkan hasil validasi yang diperoleh dari pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) terhadap kejadian tanah longsor, diperoleh nilai 0.785 untuk tingkat keberhasilan model dan 0.782 untuk tingkat prediksi model. Hasil ini menunjukkan bahwa sekitar 70% data dari validasi ini memiliki tingkat akurasi yang cukup dalam menganalisis kejadian tanah longsor dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN). Seperti yang di ungkapkan hal ini didukung oleh Kristiawan *et al*., (2021) yang menyatakan akan semakin baik bila nilai AUC mendekati 1, nilai AUC 0,5 - 0,6 dinyatakan sangat lemah, 0,6 – 0,7 lemah, 0,7– 0,8 sedang, 0,8 – 0,9 baik, dan 0,9 – 1 dinyatakan sangat baik.

Peta Tingkat Kerawanan Tanah Longsor

Peta kerawanan longsor ini dihitung berdasarkan analisis nilai LSI, yang divalidasi melalui langkah iterasi, kemudian dilanjutkan dengan penentuan nilai LSM menggunakan metode pembagian kelas pada klasifikasi menggunakan *natural breaks*. *Natural breaks* adalah metode pengklasifikasian untuk menentukan tingkat kerawanan longsor di suatu wilayah berdasarkan nilai prioritas global dari perhitungan. Hal ini sejalan dengan pendapat Basofi *et al*., 2016), yang menyatakan bahwa metode *natural breaks* memiliki adaptasi baik dan akurasi tinggi dalam pembagian unit lingkungan geografis.

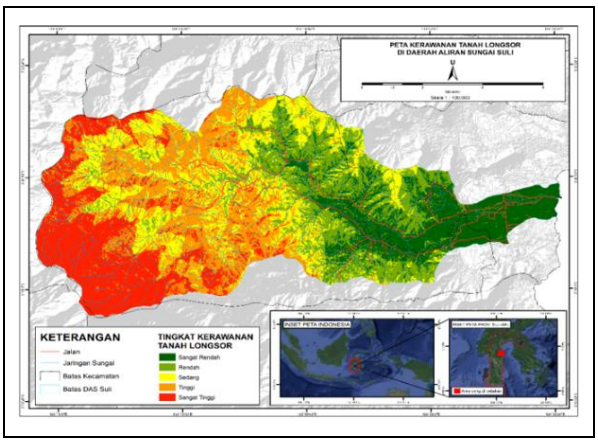
Tabel 5. Luasan LSM tanah longsor menggunakan ANN

No	Nilai Indeks Kerawanan	Nilai Kerawanan Tanah Longsor	Jumlah Piksel	Luas	
				(Ha)	(%)
1	0.15 - 0.33	Sangat Rendah	326.966	3.289,74	17.38
2	0.33 - 0.47	Rendah	355.596	3.535,39	18.68
3	0.47 - 0.6	Sedang	406.947	4.062,37	21.46
4	0.6 - 0.75	Tinggi	431.582	4.314,78	22.8
5	0.75 - 1	Sangat Tinggi	371.74	3.724,69	19.68
Jumlah			**1892.831**	**18.926,97**	**100**



Gambar 5. Persentase luas area kerawanan tanah longsor

Gambar 5. diatas memperlihatkan bahwa kerawanan longsor tanah di DAS Suli diklasifikasikan ke dalam 5 (lima) kategori yaitu sangat rendah, rendah, sedang, tinggi, dan sangat tinggi. Dominasi terbesar ada pada kelas tinggi mencakup 4.314,78 Ha atau 22,87%. Selanjutnya, kelas sedang 4.062,37 Ha (21,46%), kelas sangat tinggi 3.724,69 Ha (19,68%), kelas rendah 3.535,39 Ha (18,68%), dan sangat rendah 3.289,74 Ha (17,38%).



Gambar 6. Peta Kerawanan Tanah Longsor DAS Suli

Hasil dari pengolahan data kejadian tanah longsor menggunakan metode ANN beserta 8 (delapan) faktor menghasilkan sebuah peta kerawanan tanah longsor DAS Suli yang di klasifikasikan menjadi 5 (lima) kelas yaitu; sangat rendah, rendah, sedang, tinggi, sangat tinggi. Faktor yang mendominasi kerawanan tanah longsor pada kelas tinggi dan sangat tinggi dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Faktor yang mendominasi kelas kerawanan tanah longsor tinggi dan sangat tinggi

Faktor	Kelas Kerawanan	
	Tinggi	Sangat Tinggi
Tutupan Lahan	Hutan Lahan Kering Sekunder	Hutan Lahan Kering Sekunder
Litologi	Extrusive; intermediate: lava	Extrusive; intermediate: lava
Jarak Dari Sungai	40-60 meter	20-40 Meter
Ketinggian	>1000 Mdpl	>1000 Mdpl
Arah Lereng	Timur	Timur
Kelengkungan Bumi	Cekung	Cekung
Curah Hujan	3158.702 - 3178.665 mm/tahun	3158.702 - 3178.665 mm/tahun
Kemiringan Lereng	>45%	>45%

Berdasarkan tabel di atas dapat disimpulkan bahwa terdapat 8 (delapan) parameter yang dapat mempengaruhi tingkat kerawanan tanah longsor. Pada kelas kerawanan tinggi dan sangat tinggi didominasi oleh tutupan lahan hutan lahan kering sekunder, sejalan dengan (Fadilah *et al*., 2019) yang mengatakan bahwa pada

tutupan hutan lahan kering sekunder memiliki nilai frekuensi yang tergolong tinggi. Dari hasil pengamatan di lapangan, hutan lahan kering sekunder berada pada wilayah kemiringan lereng yang agak curam dan curam. Selain itu, masyarakat juga ditemukan masih melakukan aktivitas perkebunan, seperti jagung dan cengkeh. Tanaman-tanaman tersebut memiliki sistem perakaran yang tidak kuat di dalam tanah sehingga menyebabkan potensi terjadinya tanah longsor lebih besar terutama pada saat curah hujan tinggi.

Litologi *Extrusive*; *intermediate*: lava pada kelas tinggi dan sangat tinggi, menurut (Sujarwo, 2016), batuan kedap air ini biasanya memiliki pori-pori relatif kecil dan memiliki nilai tahanan jenis yang tinggi. Jika air menembus sampai lapisan kedap air, maka permukaan batuan lapisan kedap air akan melapuk sehingga menjadi licin inilah yang berperan sebagai bidang gelincir. Jarak dari sungai 40-60 meter pada kelas tinggi dan 20-40 meter pada kelas sangat tinggi. Kelengkungan bumi cekung pada kelas kerawanan tinggi dan sangat tinggi, bidang cekung sering kali merujuk pada jenis longsor rotasi dimana longsor rotasi merupakan pergerakan material tanah yang terjadi di dalam bidang yang berbentuk cekung. Karena bidang tersebut berbentuk cekung seperti mangkuk terbuka, sering kali ketika terjadi tanah longsor terjadi perputaran atau rotasi di dalam bidang cekung tersebut.

Curah hujan 3158.702-3178.665 mm/tahun pada kelas kerawanan tinggi dan sangat tinggi, menurut Lestari (2008), semakin tinggi curah hujan di suatu kawasan, maka peluang untuk terjadinya longsor juga akan semakin besar. Kemiringan lereng >45% dan pada kelas kerawanan tinggi dan sangat tinggi, dikarenakan lereng curam mempercepat aliran air permukaan, meningkatkan proses erosi, dan menurunkan kestabilan tanah. Ditambah dengan minimnya vegetasi pada lahan terbuka, potensi longsor semakin tinggi (Hari, 2025).

Dari hasil olah data tersebut, dapat disimpulkan bahwa DAS Suli memiliki karakteristik yang beragam. Perbedaan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor penyebab, di mana masing-masing faktor memberikan dampak berbeda terhadap kejadian tanah longsor di wilayah tersebut. Oleh karena itu, pemahaman mengenai interaksi antar faktor dengan fenomena lapangan menjadi sangat penting. Pemetaan kerawanan tanah longsor menyediakan informasi untuk analisis mendalam, termasuk pemetaan potensi bahaya dan risiko longsor, sehingga berkontribusi dalam pencegahan serta pengendalian kerusakan infrastruktur.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dari penelitian bahwa sebaran kejadian tanah longsor di DAS Suli selama periode 2020–2024 tercatat sebanyak 152 kejadian, dengan tren kejadian yang cenderung meningkat dan puncaknya terjadi pada tahun 2024, menunjukkan adanya peningkatan kerentanan longsor di wilayah DAS. Faktor dominan yang memengaruhi terjadinya tanah longsor berdasarkan pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) adalah arah lereng, ketinggian, tutupan lahan, dan curah hujan, yang memiliki kontribusi terbesar dibandingkan parameter lainnya dalam menentukan tingkat kerawanan longsor. Hasil pemodelan ANN menunjukkan DAS Suli didominasi oleh kelas kerawanan longsor tinggi hingga sangat tinggi, terutama pada area dengan tutupan hutan lahan kering sekunder, kemiringan lereng >45%, ketinggian >1000 mdpl, litologi ekstrusif, dan curah hujan tinggi. Kondisi ini menunjukkan perlunya pengelolaan DAS yang lebih terarah, khususnya melalui konservasi tutupan lahan, pengendalian pemanfaatan ruang di lereng curam, serta upaya mitigasi bencana untuk menekan risiko longsor di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

Basofi, A., Fariza, A., Ahsan, A. S., & Kamal, I. M. (2016). A Comparison Between Natural and Head/Tail Breaks

in LSI (Landslide Susceptibility Index) Classification for Landslide Susceptibility Mapping: A case study in Ponorogo, East Java, Indonesia. *Proceedings - 2015 International Conference on Science in Information Technology: Big Data Spectrum for Future Information Economy, ICSITech 2015*, 337–342. https://doi.org/ 10.1109/ ICSITech. 2015.7407828.

Fadilah, N., Arsyad, U., & Soma, A. S. (2019). Analisis Tingkat Kerawanan Tanah Longsor Menggunakan Metode Frekuensi Rasio di Daerah Aliran Sungai Bialo. *Journal of Perennial, 15*(1), 42-50.

Hari, A., (2025). Pemetaan Daerah Rawan Longsor Menggunakan Data Citra Landsat 9 di Kecamatan Rote Tengah Kabupaten Rote Ndao. *Magnetic: Research Journal of Physics and It's Application*, *5*(1), 397-404.

Kristiawan, K., & Widjaja, A. (2021). Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *7*(1), 35-46.

Lee, S., & Lee, M. J. (2006). Detecting Landslide Location Using KOMPSAT 1 and its Application to Landslide-Susceptibility Mapping at the Gangneung Area, Korea. *Advances in Space Research, 38*(10), 2261-2271. https://doi.org/10.1016/ j.asr.2006.03.036.

Lestari, F. F., 2008. Penerapan Sistem informasi Geografis Dalam Pemetaan Daerah Rawan Longsor di kabupaten Bogor. [Skripsi]. Institut Pertanian Bogor.

Liu, Y., Deng, Z., & Wang, X. (2021). The effects of rainfall, soil type and slope on the processes and mechanisms of rainfall-induced shallow landslides. *Applied Sciences (Switzerland)*, *11*(24), 11652. https://doi.org/10. 3390/app112411652.

Muddarisna, N., Yuniwati, E. D., Masruroh, H., & Oktaviansyah, A. R. (2019). Geomorphology Approach as Landslide Assessment in the Gede Catchment Malang Regency. *EPH-International Journal of Science and Engineering, 5*(3), 23-27.

Rahmad, R., Suib, S., & Nurman, A. (2018). Aplikasi SIG Untuk Pemetaan Tingkat Ancaman Longsor di Kecamatan Sibolangit, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara. *Majalah Geografi Indonesia*, *32*(1), 1. https://doi.org/10.22146/mgi.318 82.

Rasyid, A. R., Bhandary, N. P., & Yatabe, R. (2016). Performance of frequency ratio and logistic regression model in creating GIS based landslides susceptibility map at Lompobattang Mountain, Indonesia. *Geoenv ironmental Disasters*, *3*(1)1-16. https://doi.org/10.1186/s40677-016-0053-x.

Sheela, K. G., & Deepa, S. N. (2013). Review on methods to fix number of hidden neurons in neural networks. *Mathematical Problems in Engineering*, *2013*. https://doi.org/10. 1155/2013/425740.

Soma, A. S., & Kubota, T. (2017). The Performance of Land use Change Causative Factor on Landslide Susceptibility Map in Upper Ujung-Loe Watersheds South Sulawesi, Indonesia. *Geoplanning J. Geomatics Plan, 4*(2),157-170. https://doi.org /10.14710/geoplanning.4.2.157-170.

Soma, A. S., Kubota, T., & Mizuno, H. (2019). Optimization of causative factors using logistic regression and artificial neural network models for landslide susceptibility assessment in Ujung Loe Watershed, South Sulawesi Indonesia. *Journal of Mountain Science*, *16*(2), 383-401. https://doi.org/10.1007/s11629-018-4884-7.

Sujarwo, Anton. 2016. *Identifikasi Lapisan Rawan Longsor Menggunakan Metode*

Geolistrik Konfigurasi Dipole-dipole di Desa Pendoworejo Kecamatan Girimulya Kabupaten Kulon Progo. [Skripsi]. Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga.

Tazik, E., Jahantab, Z., Bakhtiari, M., Rezaei, A., & Alavipanah, S. K. (2014). Landslide Susceptibility Mapping by Combining the Three Methods Fuzzy Logic, Frequency Ratio and Analytical Hierarchy Process in Dozain Basin. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, *40*(2), 27-272. https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-2-W3-267-2014.

Yassar, M. F., Nurul, M., Nadhifah, N., Sekarsari, N. F., Dewi, R., Buana, R., & Rahmadhita, K. A. (2020). Penerapan Weighted Overlay pada Pemetaan Tingkat Probabilitas Zona Rawan Longsor di Kabupaten Sumedang, Jawa Barat. *Jurnal Geosains dan Remote Sensing, 1*(1), 1-10.