

# STUDI KOMPARATIF PREDIKSI KESTABILAN LERENG DENGAN MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING (ML)

Ega Julia Fajarsari  
Universitas Gunadarma  
Teknik Sipil dan Perencanaan  
Depok, Indonesia  
egajulia@gmail.com

**Abstrak**—Longsoran merupakan salah satu masalah yang banyak terjadi pada lereng alami maupun buatan, dan merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi, terutama pada musim hujan yang mengakibatkan kerugian materiil yang cukup besar serta menelan korban jiwa. Kajian mengenai pergerakan tanah pada lereng/longsor telah menarik banyak perhatian dari berbagai pihak, khususnya ketika curah hujan sedang tinggi. Salah satu dari banyak kajian tersebut adalah memprediksi kestabilan dari suatu lereng. Prediksi kestabilan lereng dapat secara efektif membantu pihak berwenang untuk melakukan langkah-langkah pencegahan dan mengurangi risiko kegagalan atau sistem peringatan dini. Saat ini, prediksi stabilitas lereng menggunakan teknik Machine Learning (ML) sudah banyak digunakan. Tujuan dari penulisan ini adalah melakukan studi literature terhadap empat jurnal yang membahas mengenai prediksi kestabilan lereng dengan menggunakan teknik Machine Learning (ML). Beberapa metode Machine Learning (ML) yang digunakan adalah Naive Bayes Classifier (NBC), Support Vector Machine (SVM), Gravitational Search Algorithm (GSA), Random Forest (RF), k-Nearest Neighbor (KNN) dan Decision Tree. Metode – metode tersebut menggunakan faktor – faktor yang mempengaruhi kestabilan lereng sebagai parameter input yaitu ketinggian lereng ( $H$ ), sudut kemiringan ( $\alpha$ ), kohesi ( $c$ ), sudut gesek ( $\phi$ ), satuan berat ( $\gamma$ ), dan rasio tekanan air pori ( $r_u$ ). Semua parameter yang digunakan pada penelitian ini memiliki peran penting terhadap kestabilan lereng dan kestabilan lereng tidak dapat diprediksi hanya dengan mengandalkan satu parameter saja. Tingkat akurasi yang didapat dari setiap metode berkisar antara 55,56 % hingga 98,26%.

**Keywords**— *Prediksi, Kestabilan Lereng, Machine Learning, Akurasi*

## I. PENDAHULUAN

Bencana tanah longsor sering dikaitkan dengan datangnya musim penghujan. Bencana tanah longsor (*landslides*) menjadi masalah yang umum pada daerah yang mempunyai kemiringan yang curam. Longsor atau sering disebut gerakan tanah/batuan adalah suatu peristiwa geologi yang terjadi karena pergerakan masa batuan atau tanah dengan berbagai tipe dan jenis seperti jatuhnya bebatuan atau gumpalan besar tanah. Longsoran merupakan salah satu masalah yang banyak

terjadi pada lereng alami maupun buatan, dan merupakan salah satu bencana alam yang sering terjadi, terutama pada musim hujan yang mengakibatkan kerugian materiil yang cukup besar serta menelan korban jiwa. Kajian mengenai pergerakan tanah pada lereng/longsor telah menarik banyak perhatian dari berbagai pihak, khususnya ketika curah hujan sedang tinggi. Salah satu dari banyaknya kajian tersebut adalah memprediksi kestabilan dari suatu lereng. Prediksi kestabilan lereng dapat secara efektif membantu pihak berwenang untuk melakukan langkah-langkah pencegahan dan mengurangi risiko kegagalan atau sistem peringatan dini.

Mengevaluasi dan memprediksi stabilitas lereng merupakan bagian terpenting dalam mengidentifikasi potensial longsor dari suatu lereng agar dapat mengurangi kerusakan yang disebabkan oleh tanah longsor tersebut (Alimohammadlou et al, 2014; Rukhaiyar et al, 2017). Memprediksi akurasi dari stabilitas lereng adalah hal yang menantang karena dalam memprediksi kestabilan dari suatu lereng tergantung pada berbagai faktor geoteknik dan fisik. Banyak metode yang telah diusulkan untuk menganalisis atau memprediksi stabilitas lereng, di antaranya Metode Limit Ekuilibrium (LEM) dan metode numerik (mis., Metode Elemen Hingga (FEM)). Metode – metode tersebut merupakan metode yang paling umum digunakan dalam analisis stabilitas lereng. Akan tetapi, metode – metode tersebut memiliki keterbatasan tertentu. Misalnya, Metode Limit Ekuilibrium (LEM) tidak dapat mencerminkan kondisi tegangan - tegangan yang sebenarnya pada permukaan (Lynch dan Griffiths, 2000) dan akurasinya dipengaruhi oleh penyederhanaan asumsi (Sakellariou dan Ferentinou, 2005) sedangkan metode numerik biasanya memiliki keterbatasan dalam waktu pengerjaan yang lama dan akurasinya sangat tergantung pada akurasi estimasi parameter geoteknik dan fisik.

Memprediksi stabilitas dari suatu lereng masih tetap menjadi tantangan, hal itu disebabkan oleh faktor - faktor yang mempengaruhi stabilitas lereng yang sangat beragam dan rumit, dan faktor-faktor pengaruh utama dapat dibagi menjadi tiga kategori, termasuk fisik dan sifat mekanik tanah dari lereng tersebut (satuan berat, kohesi, dan sudut gesek internal), topografi alami (ketinggian lereng dan sudut kemiringan), dan faktor eksternal (curah hujan infiltrasi, rembesan air tanah, dan beban gempa)(Shuai Huang et al, 2020). Saat ini, prediksi stabilitas lereng menggunakan teknik *Machine Learning* (ML)

sudah banyak digunakan. Tujuan dari penulisan ini adalah melakukan studi literature terhadap empat jurnal yang membahas mengenai prediksi kestabilan lereng dengan menggunakan teknik *Machine Learning* (ML) diantaranya seperti *Naive Bayes Classifier* (NBC), *Support Vector Machine* (SVM), *Gravitational Search Algorithm* (GSA), *Random Forest* (RF), *k-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Decision Tree*.

## II. MACHINE LEARNING (ML)

*Machine Learning* (ML) atau pembelajaran mesin merupakan pendekatan dalam AI yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan masalah atau melakukan otomatisasi. Sesuai namanya, ML mencoba menirukan bagaimana proses manusia atau makhluk cerdas belajar dan mengeneralisasi. Ciri khas dari ML adalah adanya proses pelatihan, pembelajaran, atau training. Oleh karena itu, ML membutuhkan data untuk dipelajari yang disebut sebagai data training. (Abu Ahmad, 2017)

Jenis-jenis permasalahan yang umumnya diselesaikan dengan pendekatan *Machine learning* adalah prediksi, klasterisasi dan klasifikasi. Prediksi adalah kegiatan untuk menebak nilai luaran berdasarkan nilai masukan yang telah ditentukan. Klasterisasi adalah aktivitas yang bertujuan mengelompokkan data berdasarkan kedekatan fitur yang dimilikinya, sedangkan klasifikasi bertujuan untuk memisahkan data menjadi kelas-kelas tertentu. Perbedaan yang mendasar antara 2 buah permasalahan ini adalah, pada proses klasterisasi, data-data dikelompokkan tanpa pelabelan, sedangkan klasifikasi mengelompokkan data-data menjadi label tertentu. (Putu Kussa, 2018).

### A. Metode Algoritma *Machine Learning* (ML)

Metode algoritma *machine learning* terdiri dari *Supervised learning*, *Semi-supervised learning*, *Unsupervised learning* dan *Reinforcement Learning*.

#### 1. *Supervised learning*

*Supervised machine learning* adalah algoritma *machine learning* yang dapat menerapkan informasi yang telah ada pada data dengan memberikan label tertentu, misalnya data klasifikasi sebelumnya (terarah). Algoritma ini mampu memberikan target terhadap output yang dilakukan dengan membandingkan pengalaman belajar di masa lalu.

#### 2. *Semi-supervised learning*

*Semi-supervised machine learning* adalah algoritma yang digunakan untuk melakukan pembelajaran data berlabel dan tanpa label. Sistem yang menggunakan metode ini dapat meningkatkan efisiensi output yang dihasilkan.

#### 3. *Unsupervised learning*

*Unsupervised machine learning* adalah algoritma *machine learning* yang digunakan pada data yang tidak mempunyai informasi yang dapat diterapkan secara langsung (tidak terarah). Algoritma ini diharapkan mampu menemukan struktur tersembunyi pada data yang tidak berlabel.

#### 4. *Reinforcement Learning*

*Reinforcement machine learning* adalah algoritma yang mempunyai kemampuan untuk berinteraksi dengan proses belajar yang dilakukan, algoritma ini akan memberikan poin (*reward*) saat model yang diberikan semakin baik atau mengurangi poin (*error*) saat model yang dihasilkan semakin buruk. Salah satu penerapan yang sering dijumpai yaitu pada mesin pencari.

## III. PENGGUNAAN MACHINE LEARNING (ML) DALAM MEMREDIKSI KESTABILAN LERENG

Memprediksi stabilitas lereng merupakan bagian terpenting dalam mengidentifikasi potensial longsor dari suatu lereng agar dapat secara efektif membantu pihak berwenang untuk melakukan langkah-langkah pencegahan dan mengurangi risiko kegagalan atau sistem peringatan dini dan mengurangi kerusakan yang disebabkan oleh tanah longsor tersebut. Saat ini, prediksi stabilitas lereng menggunakan teknik *Machine Learning* (ML) sudah banyak digunakan. Teknik *Machine Learning* (ML) menggunakan faktor – faktor yang mempengaruhi kestabilan lereng sebagai parameter input yaitu ketinggian lereng ( $H$ ), sudut kemiringan ( $\alpha$ ), kohesi ( $c$ ), sudut gesek ( $\phi$ ), satuan berat ( $\gamma$ ), dan rasio tekanan air pori ( $r_u$ ).

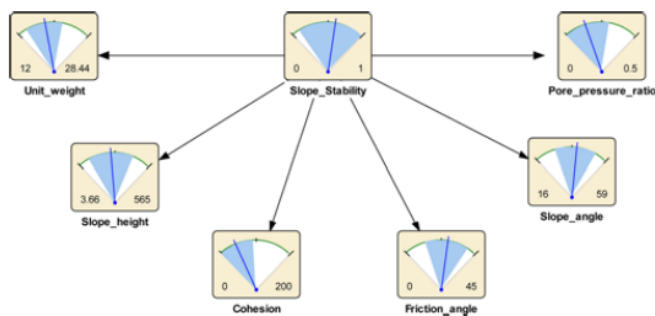
Beberapa metode *Machine Learning* (ML) yang digunakan dalam memprediksi kestabilan lereng adalah *Naive Bayes Classifier* (NBC), *Support Vector Machine* (SVM), *Gravitational Search Algorithm* (GSA), *Random Forest* (RF), *k-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Decision Tree*.

### A. *Naive Bayes Classifier* (NBC)

*Naive Bayes Classifier* merupakan salah satu metoda *Machine Learning* yang memanfaatkan perhitungan probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya. *Naive Bayes Classifier* adalah metode *classifier* yang berdasarkan probabilitas dan Teorema Bayesian dengan asumsi bahwa setiap variabel  $X$  bersifat bebas (*independence*). Dengan kata lain, *Naive Bayesian Classifier* mengasumsikan bahwa keberadaan sebuah atribut (variabel) tidak ada kaitannya dengan beradaan atribut (variabel) yang lain. *Naive Bayesian Classifier* (NBC) dapat digunakan khususnya untuk menangani permasalahan data yang tidak lengkap dan bisa menghasilkan prediksi yang baik bahkan dengan ukuran data yang kecil sehingga menjadikannya cukup cocok untuk analisis dengan data geoteknik yang terbatas (atau tidak lengkap). Selain itu, NBC dapat di *trained* dengan sangat efisien dan dapat digunakan untuk memperoleh akurasi prediksi yang sangat baik dibandingkan dengan teknik lain. NBC telah diterapkan untuk menilai kerentanan tanah longsor tetapi belum digunakan untuk memprediksi stabilitas dari suatu lereng.

Xianda Feng dkk (2018) menggunakan metode yang *Naive Bayes Classifier* (NBC) untuk memprediksi stabilitas dari suatu lereng berdasarkan pada enam faktor input yaitu

ketinggian lereng ( $H$ ), sudut kemiringan ( $\alpha$ ), kohesi ( $c$ ), sudut gesek ( $\phi$ ), satuan berat ( $\gamma$ ), dan rasio tekanan air pori ( $r_u$ ).



Gambar 1. Struktur Pengklasifikasi Naive Bayes

Algoritma *Expectation Maximization* (EM) juga digunakan pada penelitian ini sebagai ‘*parameter learning*’ untuk NBC dengan kumpulan data yang tidak lengkap dari 69 kasus kemiringan. Setelah itu, model yang diusulkan divalidasi dengan 13 kasus baru pada lereng yang diperoleh dari literatur yang tidak termasuk dalam set data *training*. Delapan dari kasus lereng yang divalidasi terdiri dari lereng yang stabil dan lima sisanya terdiri dari lereng yang tidak stabil.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi keseluruhan dari stabilitas lereng dengan menggunakan model NBC sebesar 97,1%. Selain itu, pada 13 kasus baru yang digunakan untuk memvalidasi model NBC yang diusulkan, hanya dua kasus yang salah diklasifikasikan, yang mana masih dapat diterima untuk *practical engineering*. Usulan NBC menunjukkan beberapa perbaikan atas persamaan empiris konvensional dalam memprediksi stabilitas lereng, karena menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dan memungkinkan untuk tetap dapat memprediksi dengan menggunakan data yang tidak lengkap. Hal tersebut dapat membantu dalam memperkirakan probabilitas stabilitas lereng untuk desain lereng berbasis *reliability*. Model NBC yang diusulkan dapat digunakan untuk prediksi awal tentang probabilitas stabilitas lereng akan tetapi, NBC bukan metode pengganti untuk analisis yang lebih baik seperti simulasi numerik dimana banyak faktor eksternal yang dipertimbangkan seperti infiltrasi curah hujan dan daya dukung lereng.

#### B. *k*-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma *k*-Nearest Neighbor (*k*-NN atau KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelas  $c$ , jika kelas  $c$  merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada  $k$  buah tetangga terdekat titik tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean.

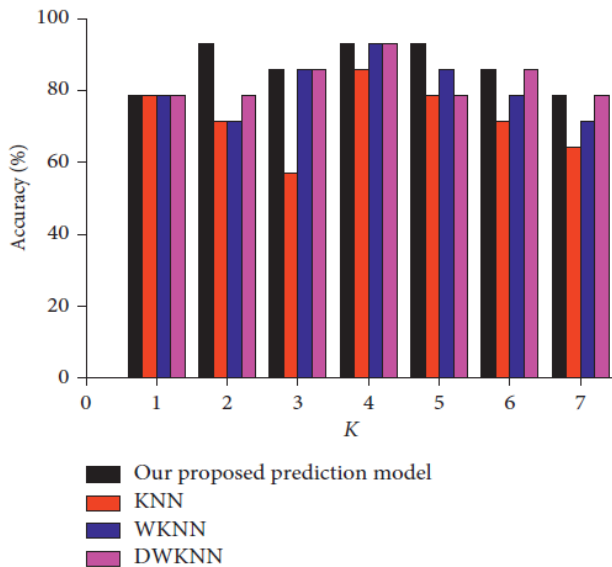
Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama

dihitung untuk data test (yang klasifikasinya tidak diketahui). Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor data pembelajaran dihitung, dan sejumlah  $k$  buah yang paling dekat diambil. Titik yang baru klasifikasinya diprediksikan termasuk pada klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut. Nilai  $k$  yang terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data; secara umumnya, nilai  $k$  yang tinggi akan mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Nilai  $k$  yang bagus dapat dipilih dengan optimasi parameter, misalnya dengan menggunakan cross-validation. Kasus khusus di mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain,  $k = 1$ ) disebut algoritma *nearest neighbor*. Ketepatan algoritma *k*-NN ini sangat dipengaruhi oleh ada atau tidaknya fitur-fitur yang tidak relevan, atau jika bobot fitur tersebut tidak setara dengan relevansinya terhadap klasifikasi.

Shuai Huang dkk (2020) meningkatkan algoritma KNN untuk mengurangi ketergantungan terhadap jumlah sampel, meningkatkan keberhasilan algoritma dan membangun model prediksi stabilitas dari suatu lereng. Model prediksi dibuat menggunakan ‘*training samples in*’, berdasarkan 50 kasus yang digunakan sebagai pelatihan (*training*) dan 14 kasus digunakan untuk pengujian. Shuai Huang dkk memilih faktor yang representatif sebagai parameter seperti faktor-faktor yang mempengaruhi kestabilan lereng, dalam hal ini adalah satuan berat, kohesi, sudut gesek internal, ketinggian lereng, sudut lereng, tingkat air tanah, intensitas gempa, dan intensitas curah hujan. Dengan membandingkan kode kemiringan dari gempa di berbagai negara, Shuai Huang dkk menggunakan faktor keamanan dan perpindahan permanen untuk mengevaluasi stabilitas lereng. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan dari model yang diusulkan berdasarkan algoritma KNN yang ditingkatkan dengan model prediksi lain seperti algoritma KNN, algoritma WKNN dan algoritma DWKNN. Untuk lebih menentukan kinerja dari model yang diusulkan, maka dilakukan perbandingan dengan menggunakan perangkat lunak MIDAS GTS NX serta dilakukan kembali perbandingan dengan menggunakan *Shaking Table Test*.

Hasil dari penelitian ini adalah model prediksi yang diusulkan memiliki akurasi dan keandalan yang tinggi, dan hasil prediksi model yang diusulkan sudah sesuai dengan hasil yang sebenarnya. Keakuratan prediksi model yang diusulkan mencapai 92,85%. Hal ini menunjukkan bahwa model yang diusulkan layak untuk memprediksi stabilitas lereng dan dapat digunakan untuk mengevaluasi stabilitas lereng sebelum desain dan konstruksi pada lereng. Selanjutnya, hasil akurasi prediksi dari model yang diusulkan lebih baik dibandingkan dengan akurasi prediksi dari model prediksi berdasarkan algoritma KNN, WKNN, dan DWKNN di hampir semua pengujian kasus, yang menunjukkan bahwa pendekatan prediksi yang diusulkan melakukan prediksi lebih baik daripada pendekatan lain dengan peningkatan ukuran lingkungan  $k$ . Keakuratan tertinggi dari model prediksi yang diusulkan ketika ukuran lingkungan  $k$  adalah 4, hasil ini menunjukkan bahwa model prediksi yang diusulkan berdasarkan algoritma KNN yang ditingkatkan memiliki ketahanan terhadap sensitivitas dari berbagai pilihan ukuran lingkungan  $k$  dengan kinerja prediksi yang baik dalam memprediksi stabilitas lereng, seperti yang

ditunjukkan pada gambar 2. Untuk hasil perbandingan dengan menggunakan MIDAS GTS NX, model pendekatan prediksi yang diusulkan hampir mencapai kinerja yang terbaik dibandingkan dengan metode elemen hingga. Akurasi prediksi mencapai 93,75%, hal tersebut menunjukkan model prediksi yang diusulkan dapat digunakan untuk penilaian keamanan dari bahaya pada stabilitas lereng.



Gambar 2. Hasil prediksi stabilitas lereng dengan neighborhood yang berbeda ukuran.

Sedangkan pada perbandingan dengan menggunakan *Shaking Table Test*, prediksi dari model yang diusulkan memiliki kinerja lebih baik dibandingkan dengan hasil uji *shaking table*, akurasi prediksi mencapai 92,30%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model prediksi yang diusulkan dapat digunakan untuk prediksi stabilitas lereng apabila dilakukan pembangunan suatu proyek konstruksi di daerah sekitar lereng tersebut.

### C. Model Based on Decision Tree and Evolution Algorithm

Pada penelitian yang dilakukan oleh Xuan-Nam Bui dkk (2020) digunakan delapan teknik AI untuk mengembangkan model prediksi kegagalan lereng, termasuk ANN, SVR, M5Rules, PSO, FFA, ICA, ABC dan GA. Namun, rincian untuk teknik ANN, PSO, FFA, ICA, ABC dan SVR telah banyak dibahas dalam banyak penelitian sebelumnya. Oleh karena itu, metode tersebut tidak termasuk dalam penelitian ini. Penelitian ini membahas mengenai latar belakang M5Rules dan GA untuk mengembangkan model terbaru dari kombinasi M5Rules-GA. Untuk menilai kinerja model M5Rules-GA yang diusulkan, dipilih studi kasus yaitu lereng penambangan di Vietnam untuk dilakukan analisis menggunakan perangkat lunak. Parameter input yang digunakan untuk memprediksi stabilitas lereng yaitu ketinggian lereng (H), satuan berat ( $\gamma$ ), kohesi (C), sudut gesek internal ( $\phi$ ), dan sudut kemiringan ( $\alpha$ ) sedangkan *Factor of Safety* (FOS) merupakan output dari analisis pada penelitian ini. Properti dataset yang digunakan yaitu  $\gamma$ ,  $\alpha$ , H dan C yang

merupakan parameter paling berpengaruh terhadap FOS. Faktor-faktor tersebut dianalisis menggunakan Geo-Studio (versi 2019) untuk mendapatkan nilai FOS. Dalam studi ini, 450 simulasi dilakukan di laboratorium menggunakan perangkat lunak Geo-Studio berdasarkan kondisi dilapangan. Hasil simulasi menunjukkan bahwa kemiringan lokasi penelitian mencakup stabilitas dan kegagalan, yaitu,  $0,76 \leq FOS \leq 1,98$ . Dataset yang digunakan dibagi menjadi dua fase yaitu 80% digunakan untuk *training* model dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian untuk menilai kinerja model. Untuk pengembangan model M5Rules-GA, langkah – langkah pendekatan adalah sebagai berikut : langkah pertama model M5Rules dikembangkan berdasarkan parameter dan set data pelatihan, selanjutnya untuk meningkatkan kinerja model digunakan teknik resampling ‘*10-fold cross-validation*’. Langkah kedua adalah penetapan parameter GA yaitu probabilitas mutasi (Pm), probabilitas crossover (Pc), variabel jumlah (n), dan jumlah populasi (p). Pm, Pc, dan n masing-masing diatur ke 0,1, 0,8, dan 5, dan nilai untuk p diatur ke 50, 100, 150, 200, 250, dan 300.

Berdasarkan hasil penelitian ini, model M5Rules-GA yang diusulkan memberikan akurasi terbaik di antara semua model yang diselidiki untuk perkiraan stabilitas lereng. Model M5Rules secara substansial ditingkatkan menggunakan optimasi GA sehingga mencapai kinerja yang sangat baik dengan nilai RSME,  $R^2$  dan VAF masing – masing sebesar 0,024, 0,983 dan 98,26%. Hal ini menunjukkan model M5Rules – GA yang diusulkan memberikan kinerja terbaik di antara model yang lain seperti yang terdapat pada tabel 1.

Tabel 1. Testing kinerja model prediksi stabilitas lereng.

Model	Performance of the models				Ranking			
	Runtime	RMSE	$R^2$	VAF	Rank for RMSE	Rank for $R^2$	Rank for VAF	Total ranking
M5Rules-GA	157.201	0.024	0.983	98.260	11	11	11	33
ANN 5-8-1	31.225	0.031	0.970	97.037	2	2	2	6
ANN 5-11-1	32.033	0.030	0.975	97.280	3	4	3	10
ANN 5-8-11-1	62.779	0.027	0.978	97.707	8	7	8	23
ANN 5-12-16-1	94.542	0.032	0.969	96.840	1	1	1	3
SVR	125.332	0.030	0.974	97.320	3	3	4	10
FFA-SVR	188.382	0.029	0.976	97.517	5	5	5	15
ANN-PSO	217.677	0.026	0.980	97.907	10	10	10	30
ANN-ICA	250.701	0.029	0.976	97.552	5	5	6	16
ANN-GA	282.772	0.027	0.979	97.751	8	9	9	26
ANN-ABC	314.388	0.028	0.978	97.647	7	7	7	21

### D. Gravitational Search Algorithm (GSA) dan Random Forest (RF)

Yun Lin dkk (2018) menggunakan empat metode *supervised learning* untuk memprediksi kestabilan dari suatu lereng berdasarkan analisis ketersediaan data dan karakteristik dari ketidakstabilan lereng yang dilihat berdasarkan satuan berat, kohesi, sudut kemiringan, kemiringan lereng, ketinggian lereng dan rasio tekanan air pori. Empat metode tersebut adalah *Gravitational Search Algorithm* (GSA), *Random Forest* (RF), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naive Bayesian* (Bayes) untuk mengklasifikasi.



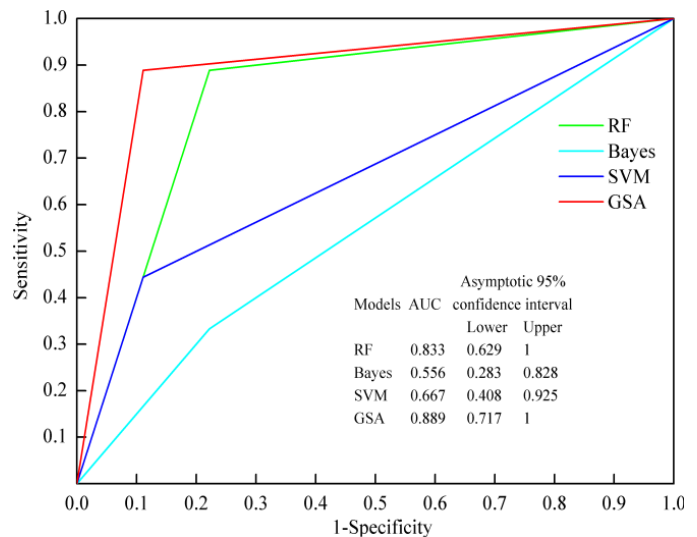
Data set menggunakan 107 proyek lereng (48 kasus lereng stabil dan 59 kasus lereng tidak stabil) didalam dan diluar negeri dibuat untuk melatih (*train*) dan menguji empat metode pengklasifikasi dan kemudian parameter utama dari empat model dioptimalkan dengan menggunakan metode ‘*10-fold cross validation*’. Hasil prediksi dari empat model *supervised learning* akan dianalisis dan dibandingkan dengan menggunakan sekitar 80 % dataset asli (89 kasus) digunakan sebagai set training dan sisanya sekitar 20% (18 kasus) digunakan sebagai set pengujian.

Hasil yang diperoleh pada penelitian ini adalah berdasarkan empat model yang diusulkan GSA dan RF lebih unggul dari SVM dan Bayes dalam menganalisis prediksi kestabilan lereng. Untuk set pengujian, nilai akurasi dan Kappa untuk masing-masing model ditunjukkan pada Tabel 2. Seperti yang dapat dilihat, akurasi keempat model tersebut adalah 0,5556 - 0,8889, dan GSA memiliki tingkat akurasi tertinggi (88,89%), kemudian Model RF, SVM dan Bayes, dengan tingkat akurasi masing-masing 83,33%, 66,67% dan 55,56%. Sementara itu, nilai Kappa model RF, SVM, Bayes dan GSA termasuk dalam kisaran [0.111–0.778] dan hanya nilai Kappa dari GSA dan RF yang di atas 0,4. Jelas bahwa Kappa GSA adalah yang tertinggi dengan nilai 0,778, kemudian model RF, SVM, dan Bayes diberi peringkat secara berurutan, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 5. GSA memiliki kemampuan generalisasi yang unggul atas sampel pengujian. Artinya, model GSA layak dan dapat diterapkan untuk prediksi stabilitas lereng.

Tabel 2. Dua metrics dari empat model

Date set	Metrics	RF	SVM	Bayes	GSA
Testing	Accuracy	83.33%	66.67%	55.56%	88.89%
set	Kappa	0.667	0.333	0.111	0.778

Untuk set pengujian, kurva ROC dari keempat model diberikan pada Gambar 3. Perbandingan bentuk kurva ROC menunjukkan bahwa algoritma yang sesuai dengan empat kurva ROC adalah model RF, SVM, Bayes dan GSA dari kanan ke kiri , berturut-turut. AUC dari empat diskriminator dalam prediksi stabilitas lereng termasuk dalam kisaran [0,556-0,889], dan AUC tertinggi diperoleh oleh model GSA dengan AUC sebesar 0,889, diikuti oleh metode RF (AUC = 0,833) dan kemudian SVM dan model Bayes. Dengan demikian, model GSA dan RF dapat mencapai hasil yang memuaskan untuk setiap jenis stabilitas lereng, dan metode GSA memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan metode RF, SVM, dan Bayes.



Gambar 3. Kurva ROC untuk empat model

Semua parameter yang digunakan pada penelitian ini memiliki peran penting terhadap kestabilan lereng dan kestabilan lereng tidak dapat diprediksi hanya dengan mengandalkan satu parameter saja. Pada model RF dan GSA parameter rasio tekanan air pori dan parameter geometri lereng merupakan faktor yang paling penting dalam analisis kestabilan lereng.

#### IV. KESIMPULAN

Tulisan ini merupakan review beberapa jurnal mengenai prediksi kestabilan lereng menggunakan *Machine Learning* (ML). Beberapa metode *Machine Learning* (ML) yang digunakan adalah *Naive Bayes Classifier* (NBC), *Support Vector Machine* (SVM), *Gravitational Search Algorithm* (GSA), *Random Forest* (RF), *k-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Decision Tree*. Metode – metode tersebut menggunakan faktor – faktor yang mempengaruhi kestabilan lereng sebagai parameter input yaitu ketinggian lereng (H), sudut kemiringan ( $\alpha$ ), kohesi (c), sudut gesek ( $\phi$ ), satuan berat ( $\gamma$ ), dan rasio tekanan air pori ( $r_u$ ). Semua parameter yang digunakan pada penelitian ini memiliki peran penting terhadap kestabilan lereng dan kestabilan lereng tidak dapat diprediksi hanya dengan mengandalkan satu parameter saja.

Setiap metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing – masing, yang akan menjadi bahan pertimbangan dalam pemilihan metode yang tepat dalam memprediksi kestabilan dari suatu lereng. Tingkat akurasi yang didapat dari setiap metode berkisar antara 55,56 % hingga 98,26%. Masih banyak lagi metode *Machine Learning* (ML) yang dapat digunakan dan dikembangkan oleh para peneliti untuk memprediksi kestabilan dari suatu lereng yang merupakan bagian terpenting dalam mengidentifikasi potensial longsor yang diharapkan dapat secara efektif membantu pihak berwenang untuk melakukan langkah – langkah pencegahan dan mengurangi risiko kegagalan atau sistem peringatan dini dan mengurangi kerusakan yang disebabkan oleh tanah longsor tersebut.

## V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ahmad, Abu. 2017. “Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning”. *Jurnal Teknologi Indonesia*.
- [2] Alimohammadlou, Y., Najafi, A., and Gokceoglu, C. (2014). “Estimation of Rainfall-Induced Landslides using ANN and Fuzzy Clustering Methods: A Case Study in Saen Slope, Azerbaijan Province, Iran.” *CATENA*, Vol. 120, pp. 149-162, DOI: 10.1016/j.catena.2014.04.009.
- [3] Bui, Nam Xuan., Hoang Nguyen., Yosoon Choi., Trung Nguyen-Thoi., Jian Zhou & Jie Dou. 2020. “Prediction of Slope Failure in Openpit Mines using A Novel Hybrid Artificial Intelligence Model Based on *Decision Tree* and Evolution Algorithm”. *Nature Research Scientific Report*. Volume 10. Article number : 9939.
- [4] Feng, Xianda., Shuchen Li., Chao Yuan., Peng Zeng & Yang Sun. 2018. “Prediction of Slope Stability using *Naive Bayes Classifier* ”. *KSCE Journal of Civil Engineering*. Volume (2018) 22(3):941-950. pISSN 1226-7988, eISSN 1976-3808.
- [5] Huang, Shuai., Mingming Huang & Yuejun Lyu. 2020. “An Improved KNN-Based Slope Stability Prediction Model”. *Hindawi Advances in Civil Engineering*. Volume 2020, Article ID 8894.
- [6] Kothari, Upasna Chandarana & Moe Momayez. 2018. “*Machine Learning*: A Novel Approach to Predicting Slope Instabilities”. *Hindawi International Journal of Geophysics*. Volume 2018, Article ID 4861254.
- [7] Lenchman, J. B. and Griffiths, D. V. (2000). “Analysis of The Progression of Failure of The Earth Slopes By Finite Elements.” *Slope Stability 2000: Proceedings of Sessions of Geo-Denver 2000*, ASCE, Denver, pp. 250- 265.
- [8] Lin, Yun., Keping Zhou & Jieli Li. 2018. “Prediction of Slope Stability using Four Supervised Learning Methods”. *IEEE Access*. Volume 6. Page(s): 31169 – 31179. E ISSN: 2169-3536
- [9] Rukhaiyar, S., Alam, M., and Samadhiya, N. (2017). “A PSO-ANN Hybrid Model for Predicting Factor of Safety of Slope.” *International Journal of Geotechnical Engineering*, pp. 1-11, DOI: 10.1080/19386362.2017.1305652.
- [10] Sakellariou, M. and Ferentinou, M. (2005). “A Study of Slope Stability Prediction using Neural Networks.” *Geotechnical & Geological Engineering*, Vol. 23, No. 4, pp. 419-445, DOI: 10.1007/s10706-004-8680-5.