

# Pemetaan Daerah Rawan Longsor Menggunakan *Machine Learning* di Kecamatan Muara Tami, Kota Jayapura, Papua

M Aldi<sup>1,\*</sup>, Indra Rivaldi Siregar<sup>1</sup>, Alissa Bilqis<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Teknik Geofisika, Fakultas Teknologi Eksplorasi dan Produksi, Universitas Pertamina, DKI Jakarta, 12220

\*Email: aldi.mhd07@gmail.com

Submit: 2021-06-11 ; Revised: 2021-09-18 ; Accepted: 2021-09-27

**Abstrak:** Salah satu daerah di Papua dengan tingkat kerentanan tanah longsor yang cukup tinggi yaitu Kecamatan Muara Tami, Kota Jayapura. Faktor penyebab utamanya adalah kemiringan dan lokasi dengan elevasi tinggi, juga vegetasi, tutupan lahan dan kurvatur. Karena dampak kerugiannya yang mempengaruhi material dan non-material, maka sangat penting untuk memetakan daerah rawan longsor untuk perencanaan pembangunan daerah. Perencanaan ini mencakup identifikasi area yang relatif aman dari tanah longsor untuk mengurangi fatalitas. Identifikasi potensi tanah longsor melibatkan *machine learning* menggunakan metode *Random Forest*, dengan mempertimbangkan faktor pemicu tanah longsor. Parameter yang dipertimbangkan sebagai pemicu di bagian Timur dan Barat area adalah kecuraman, elevasi, kontras kurvatur, dan kekeringan tanah. Prediksi akurasi yang dilakukan oleh metode ini memberikan hasil 0.9 yang sangat tinggi. Metode *Random Forest* juga memberikan parameter sensitivitas menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic (ROC)* yang menunjukkan area rentan tanah longsor misalnya kampung Mosso serta perbatasan antara Skow Mabo, Skow Yambe, Koya Tengah, Koya Timur, dan Holtekam. Sedangkan, daerah dengan potensi tanah longsor rendah yaitu Kampung Skow Sae, bagian tengah Koya Timur, bagian utara Koya Barat, dan bagian selatan Holtekam.

**Kata kunci:** Muara Tami, tanah longsor, *Random Forest*, *Machine Learning*

*Abstract:* One of the high landslide vulnerability areas in Indonesia is located in Muara Tami District, Jayapura City. The main factors triggering the landslide are steep slopes and high elevations. However, there are still several other factors that also influence the occurrence of landslides, such as vegetation, land cover, and curvature. Landslides that occur can cause damages to all parties, both material and non-material. Therefore, it is necessary to map landslide-prone areas as a non-structural mitigation planning. This planning is useful for identifying areas that are relatively safer from landslides so that the fatalities incurred can be minimized. In this mapping, several parameters are used that are thought to trigger landslides, then they are calculated by machine learning using the random forest method. Based on the parameters used, the eastern and northwestern areas have high slope and elevation values, high curvature contrast values, and dry land forest cover. These results indicate the high potential for landslide vulnerability in both

parts of the study area. Meanwhile, areas with low potential for landslide vulnerability have a curvature of 0, a relatively low slope and elevation. The model accuracy value obtained by the random forest method is 0.9. This value is categorized as good enough because it shows that the parameters used are good enough in mapping landslide vulnerability in the study area. These results are also supported by the high sensitivity and specificity values based on the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve. Areas with high potential for landslide vulnerability are Mosso Village and the border between Skow Mabo, Skow Yambe, Koya Tengah, Koya Timur, and Holtekam. Meanwhile, areas with low landslide potential were Skow Sae Village, the central part of East Koya, the northern part of West Koya, and the southern part of Holtekam.

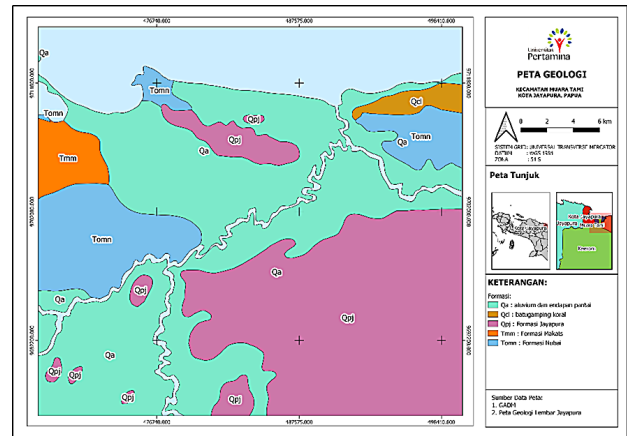
**Keywords:** Muara Tami, landslides, random forest, machine learning

## 1 PENDAHULUAN

Salah satu bencana geologi yang sering terjadi di Indonesia adalah tanah longsor. Peristiwa tanah longsor terjadi ketika suatu massa batuan atau tanah bergerak karena adanya faktor pengontrol dan proses pemicu gerakan (Cruden dan Varnes, 1996). Pergerakan sejumlah massa tanah atau batuan secara bersama-sama pada suatu bidang luncur yang kedap air dapat diakibatkan baik secara alamiah maupun aktivitas manusia (Naveen Raj dkk., 2011). Salah satu daerah di Papua dengan tingkat kerentanan tanah longsor yang cukup tinggi yaitu Kecamatan Muara Tami yang terletak di Kota Jayapura (Jayapura, 2017). Hal tersebut karena Muara Tami merupakan salah satu daerah dengan tingkat kelempungan > 40%. Selain itu, terdapat juga pengaruh dari kondisi geomorfologi Kota Jayapura yang beragam, mulai dari dataran aluvial, karst hingga perbukitan dengan ketinggian mencapai sekitar 750 m di atas permukaan laut. Berdasarkan data tahun 2017 Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (Bappeda) diketahui bahwa 30% luas wilayah dari Kota Jayapura tidak layak huni karena kawasan perbukitan terjal, rawa dan hutan lindung dengan kemiringan lebih dari 30° termasuk Kecamatan Muara Tami. Menurut Bappeda penduduk yang tinggal di kawasan dengan kemiringan > 30% mencapai 90% dari total penduduk yang ada di Kota

Jayapura dan jumlah yang sangat besar berada di Kecamatan Muara Tami. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemetaan zona rawan longsor di Kecamatan Muara Tami sebagai upaya mitigasi secara non-struktural. Upaya tersebut berguna untuk mengetahui daerah yang relatif lebih aman dari bencana tanah longsor sehingga kerugian baik secara materiil dan non-materiil yang ditimbulkan dapat diminimalisasi. Faktor ketidakstabilan yang dapat menyebabkan tanah longsor ialah struktur geologi lemah, tutupan vegetasi yang buruk, litologi lepas, seismisitas tinggi, morfologi buruk, kemiringan curam, evolusi aliran sungai yang sulit diprediksi, iklim ekstrim, pemanfaatan lahan yang berlebihan, aktivitas manusia dan lain-lain (Ding dkk., 2017). Pemetaan daerah rawan longsor pada studi ini, digunakan beberapa parameter yang berperan sebagai pemicu tanah longsor seperti kemiringan, tutupan lahan, elevasi, kurvatur, dan *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*. Faktor kemiringan sudah umum digunakan sebagai faktor penyebab utama tanah longsor (Kanungo dkk., 2006; Nourani dkk., 2013). Elevasi juga merupakan salah satu faktor kondisi yang digunakan untuk pemetaan daerah rawan longsor (Nourani dkk., 2013; Pradhan, 2010). Kelengkungan profil atau *profile curvature* merupakan kelengkungan pada bidang vertikal yang paralel terhadap arah kemiringan yang mempengaruhi kecepatan air mengalir di permukaan (Chen dkk., 2017). NDVI digunakan untuk mengetahui estimasi secara kuantitatif hubungan antara tanah longsor dan kerapatan vegetasi (Choi dkk., 2012). Parameter tersebut dikalkulasi menggunakan metode *machine learning* berupa *random forest* sehingga diperoleh peta persebaran wilayah kerentanan tanah longsor yang sangat penting sebagai acuan dalam melakukan mitigasi lanjut di daerah Kota Jayapura. Salah satu kelebihan metode *random forest* adalah resistansinya terhadap *over training* dan membuat cabang *random forest* dalam jumlah besar, dimana tidak menyebabkan risiko *over fitting* (Yousef dkk., 2015). Pemetaan daerah rawan tanah longsor juga dapat membantu pemerintah dalam mewujudkan Indonesia yang tanggap terhadap bencana tanah longsor. Saat ini penggunaan *machine learning* merupakan pilihan yang tepat karena dapat menyelesaikan permasalahan dengan cara yang terukur. Selain itu, *machine learning* juga dapat mengolah dan menganalisis data rumit dengan jumlah yang besar dalam waktu yang lebih singkat (Mitchell, 1997).

Berdasarkan Gambar 1 bahwa litologi pada daerah Muara Tami dikelompokkan menjadi empat satuan batuan yaitu Formasi Nubai (Tomn), Formasi Jayapura ( $Q_{pj}$ ), aluvium dan endapan pantai ( $Q_a$ ) serta batugamping koral ( $Q_{cl}$ ). Formasi Nubai terdiri dari batugamping dan batupasir halus bersisipan kalkarenit. Lalu, Formasi Jayapura terdiri dari batugamping koral-ganggang dan napal. Sebagian besar daerah penelitian ini didominasi oleh aluvium dan endapan pantai yang terdiri dari kerakal, kerikil, pasir, lanau dan lempung dari lingkungan pengendapan rawa dan pantai. Litologi tersebut merupakan salah satu faktor yang dapat menyebabkan pergerakan tanah. Hal ini karena sifat dari aluvium yang dapat menyimpan air sehingga ketika terjadi hujan dengan intensitas tinggi maka dapat terjadi pergerakan tanah akibat adanya zona jenuh air (Audianno dkk., 2014). Selain aluvium, terdapat juga batugamping yang mendominasi di daerah penelitian. Seperti yang diketahui bahwa batugamping dapat larut ketika terdapat sirkulasi air yang cukup masif sehingga dapat menimbulkan pergerakan tanah.



Gambar 1. Peta Geologi, modifikasi dari Suwarna dan Noya (1995)

## 2 DATA DAN METODOLOGI

Data yang digunakan dalam memprediksi persebaran daerah rawan longsor antara lain kemiringan, tutupan lahan, elevasi, kurvatur, dan NDVI. Kombinasi dari seluruh data tersebut dilatih menggunakan algoritma *Random Forest* untuk menghasilkan peta prediksi kerentanan tanah longsor, menggunakan alur kerja seperti Gambar 2.

### 2.1 Indeks Vegetasi NDVI

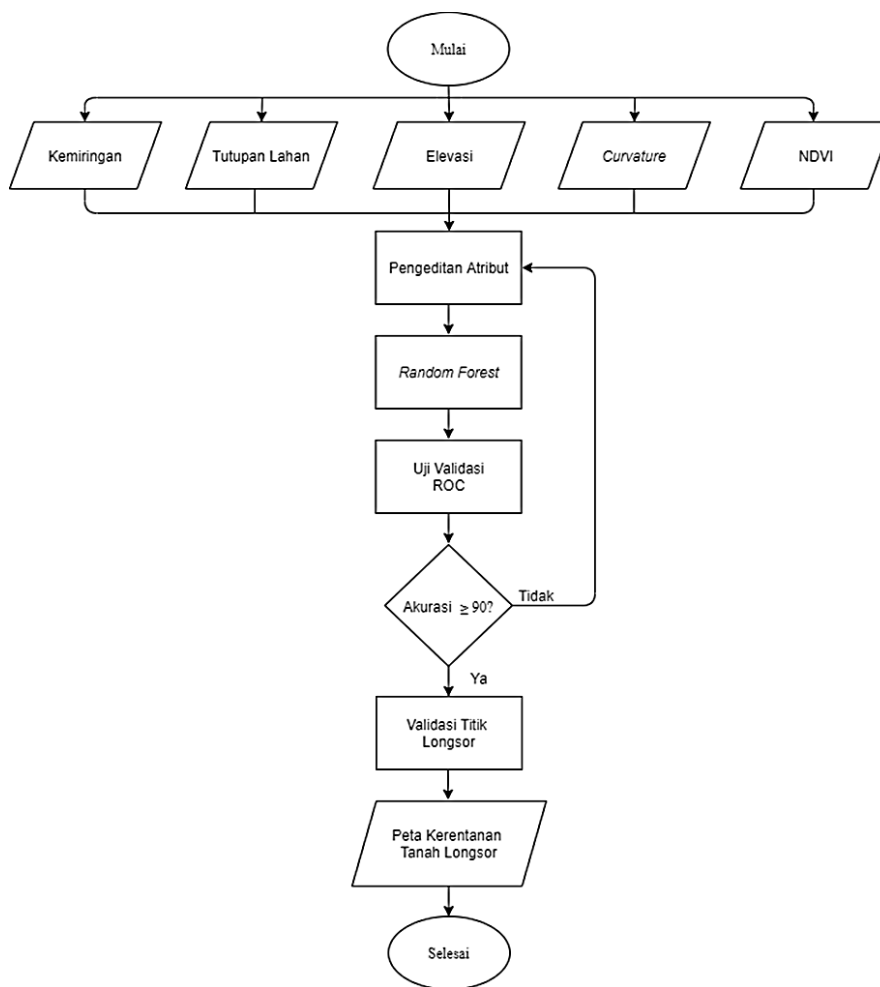
*Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)* merupakan indeks tidak berdimensi yang mendeskripsikan perbedaan antara reflektansi dekat inframerah dan penampakan dari penutupan vegetasi dan dapat digunakan untuk mengestimasi kerapatan area penghijauan (Weier dan Herring, 2000). Secara matematis, NDVI didefinisikan sebagai berikut:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

dimana  $0 < NDVI < 1$ ; Red adalah reflektansi warna merah yang terlihat; NIR atau *Near Infrared* adalah reflektansi dekat inframerah. Rentang nilai kerapatan NDVI sebagai parameter dibagi menjadi tiga kerapatan; Vegetasi Rapat (Kelas=1, Keterangan=Rendah), Vegetasi Sedang (Kelas=2, Keterangan=Sedang), dan Vegetasi Jarang (Kelas=3, Keterangan=Tinggi).

### 2.2 Analisis Morfologi

Dalam geomorfologi, kelengkungan (kurvatur) merupakan fenomena permukaan yang multiskala dan kontinu serta dapat didefinisikan sebagai tingkat perubahan turunan pertama seperti gradien kemiringan atau aspek pada suatu arah (Wilson, 2000; Romstad dan Etzelmüller, 2012). Kelengkungan dalam analisis morfologi diekstraksi dari data DEM resolusi tinggi yang disimpan dalam format grid, raster atau indeks matriks. Atribut analisis morfologi lainnya juga diekstrak dari data SRTM ialah elevasi dan kemiringan. Menurut Taufik dan Suharyadi (2008) mengklasifikasikan kemiringan tanah seperti pada Tabel 1, sebagai berikut:



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

Tabel 1. Kemiringan Lereng dan Skor

Kelerengan (o)	Keterangan	Skor
0 - 5	Datar	1
5 - 10	Landai	2
10 - 15	Agak Curam	3
15 - 25	Curam	4
>25	Sangat Curam	5

Tabel 2. Kemiringan Lereng dan Skor

Penggunaan Lahan	Keterangan	Skor
Hutan/vegetasi lebat dan badan-badan air	Rendah	1
Kebun campuran/semak belukar	Agak sedang	2
Perkebunan dan sawah irigas	Sedang	3
Kawasan industri dan permukiman/perkampungan	Agak Tinggi	4
Lahan-lahan kosong	Tinggi	5

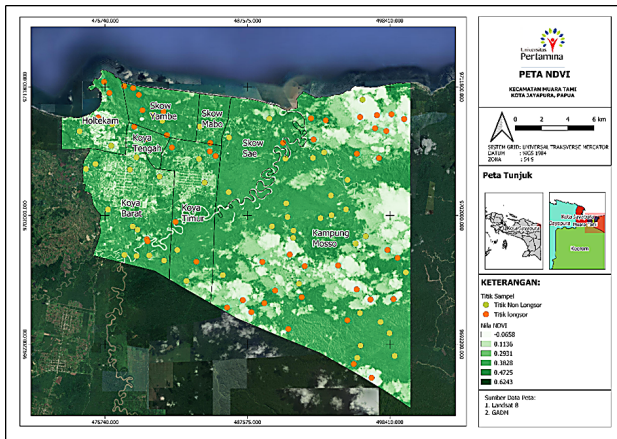
### 2.3 Tutupan Lahan

Tutupan lahan adalah penampakan material fisik di permukaan bumi yang menggambarkan keterkaitan antara proses alami dan proses sosial. Keterkaitan aktivitas manusia dengan perubahan global serta perubahan iklim dapat menjadi faktor penentu peningkatan kinerja model ekosistem, hidrologi dan atmosfer. Tabel 2 berikut adalah rujukan PUSLI-TANAK (2004):

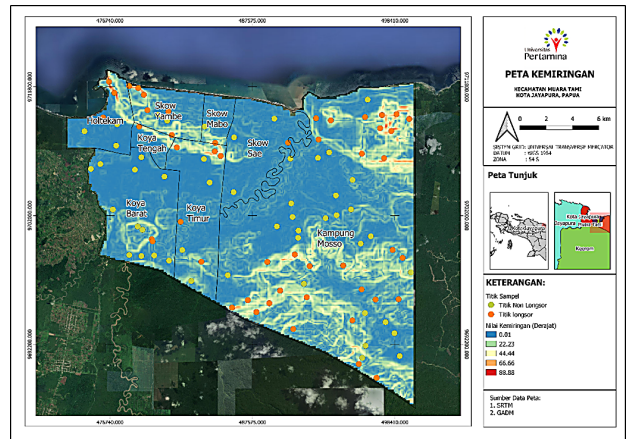
### 2.4 Random Forest

Random forest merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang sering digunakan dalam penginderaan jauh serta bersifat non-parametrik (permulaan distribusi robust hingga normal) dan digunakan untuk klasifikasi dan regresi

serta menentukan variabel penting. Random forest classifier terdiri dari kombinasi pohon klasifikasi dimana setiap klasifikasi didapatkan dengan sampel vektor acak yang independen terhadap vektor masukannya, dan setiap pohon akan melakukan pemilihan unit kelas paling dominan untuk mengklasifikasikan vektor masukan (Breiman, 1999). Pendekatan bagging digunakan untuk membuat pohon – pohon klasifikasi tersebut dengan cara membentuk subset sampel training yang saling menggantikan, artinya sampel yang sama dapat dipilih beberapa kali dan sampel lainnya dapat tidak terpilih sama sekali. Menurut Breiman (2001), hanya dua per tiga bagian yang digunakan sebagai sampel training, sedangkan satu per tiga bagian digunakan untuk validasi silang hasil model random forest. Kondisi optimal dari varia-



Gambar 3. Peta NDVI Kecamatan Muara Tami



Gambar 4. Peta Kemiringan

bel prediktor ialah  $\log_2(M+1)$ , dimana M adalah jumlah data masukan ke algoritma dan error rata-rata kuadrat dari *random forest* adalah sebagai berikut.

$$\xi = (v_{observasi} - v_{respon})^2 \quad (2)$$

Rata-rata dari prediksi dihitung sebagai berikut.

$$S = \frac{1}{K} \sum K^{th} \cdot v_{respon} \quad (3)$$

dimana S adalah prediksi dan K diterapkan pada setiap cabang dari *random forest*.

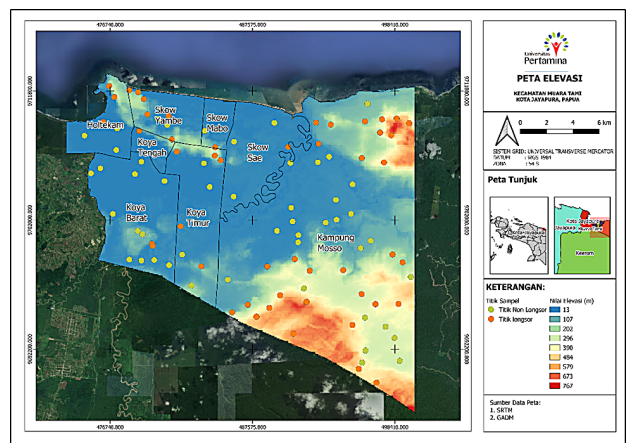
### 3 HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Analisis Parameter

Analisis Parameter digunakan untuk mengetahui daerah yang berpotensi terjadinya longsor di setiap parameter. Daerah-daerah yang berpotensi tersebut akan dijadikan sebagai sampel awal dalam penentuan daerah kerentanan longsor dengan menandainya dengan titik sampel. Pada penelitian ini titik sampel yang digunakan sebanyak 100 titik dengan 50 titik sampel longsor dan 50 titik sampel non-longsor. Penentuan 50 titik longsor tersebut berdasarkan pada ke-5 parameter yang digunakan seperti nilai NDVI yang rendah, kemiringan dan elevasi yang tinggi, curvature positif dan negatif yang berdekatan, dan daerah yang terdapat hutan lahan kering.

Pada peta NDVI (Gambar 3), daerah Kecamatan Muara Tami memiliki nilai NDVI rendah hingga tinggi yang ditunjukkan dengan nilai -0.0658 hingga 0.6243. Pada bagian timur Kecamatan Muara Tami didominasi nilai NDVI rendah sekitar -0.0658 hingga 0.1136 yang mengindikasikan daerah tersebut rawan longsor akibat kurangnya vegetasi. Hal tersebut karena vegetasi akan mempengaruhi pergerakan tanah ketika ada faktor lainnya yang memicu tanah longsor.

Terdapat beberapa daerah di Kecamatan Muara Tami yang memiliki kemiringan dan elevasi yang cukup tinggi. Pada Gambar 4 terlihat bahwa daerah bagian Timur dan Barat Laut memiliki nilai kemiringan sekitar 44.44 - 88.88° dan nilai elevasi sekitar 390 - 767 m. Nilai kemiringan dan elevasi



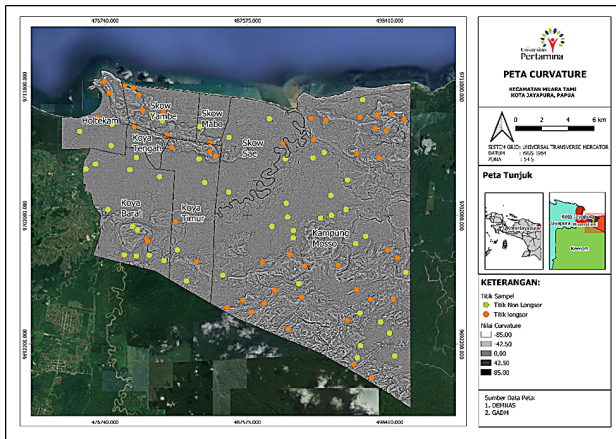
Gambar 5. Peta Elevasi

yang relatif tinggi tersebut mengindikasikan adanya potensi tanah longsor yang tinggi. Hal tersebut sesuai dengan hasil dari Nugroho dan Nugroho (2020) yang mengidentifikasi tingginya probabilitas tanah longsor akibat faktor kemiringan lereng dan elevasi yang tinggi. Secara umum daerah di Kecamatan Muara Tami memiliki nilai kurvatur positif dan negatif yang berdekatan. Kontras nilai kurvatur tersebut menunjukkan kemiringan daerah yang terjal sehingga rawan terhadap kejadian tanah longsor ketika diikuti oleh faktor-faktor lain yang mempengaruhinya. Pada Gambar 6 terlihat bahwa nilai negatif kurvatur sekitar -85 dan positif kurvatur sekitar 85.

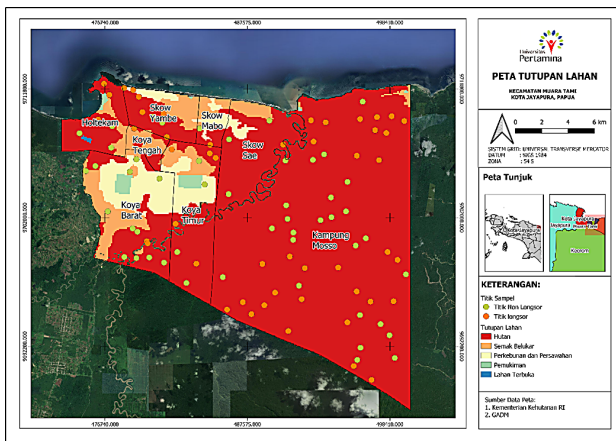
Pada peta tutupan lahan (Gambar 7), daerah di Kecamatan Muara Tami didominasi oleh hutan lahan kering, semak belukar, perkebunan, persawahan, serta sedikit pemukiman dan lahan terbuka. Pada bagian barat-laut dan timur daerah penelitian sangat didominasi oleh hutan lahan kering sehingga akan memiliki potensi longsor yang cukup tinggi ketika disertai kemiringan yang terjal.

#### 3.2 Analisis Data dan Model

Gambar 8 merupakan nilai korelasi antara parameter terhadap hasil prediksi kerentanan tanah longsor di kecamatan Muara Tami. Korelasi (bernilai antara 0 - 1) ditunjukkan



Gambar 6. Peta Kurvatur

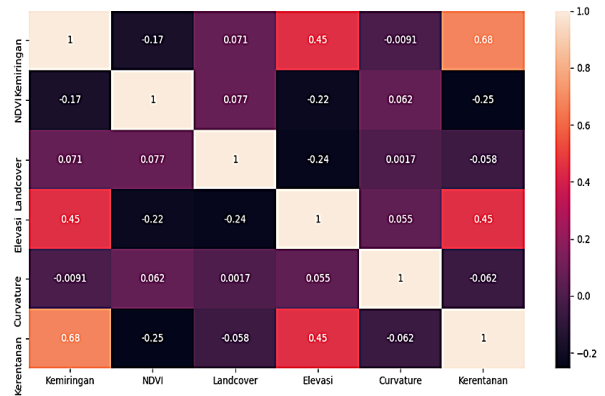


Gambar 7. Peta Tutupan Lahan

oleh warna ungu hingga merah muda yang menunjukkan hubungan parameter terhadap hasil prediksi berbanding lurus. Korelasi 0 ditunjukkan oleh warna ungu yang menunjukkan hubungan parameter terhadap hasil prediksi tidak saling berhubungan dan/atau hanya memiliki hubungan sebab akibat yang rendah. Korelasi < 0 ditunjukkan oleh warna ungu hingga hitam yang menunjukkan hubungan parameter terhadap hasil prediksi memiliki hubungan sebab akibat yang rendah dan/atau saling berkebalikan.

Berdasarkan hasil pada Gambar 8, parameter kemiringan dan elevasi memiliki nilai korelasi 0.68 dan 0.45. Hal ini menunjukkan bahwa kedua parameter tersebut meningkatkan potensi terjadinya tanah longsor di kecamatan Muara Tami. Parameter NDVI, tutupan lahan dan kelengkungan memiliki nilai korelasi -0.25, -0.058 dan -0.062. Ketiga parameter prediksi menunjukkan tidak terlalu berpengaruh dalam meningkatkan potensi kerentanan tanah longsor di kecamatan Muara Tami.

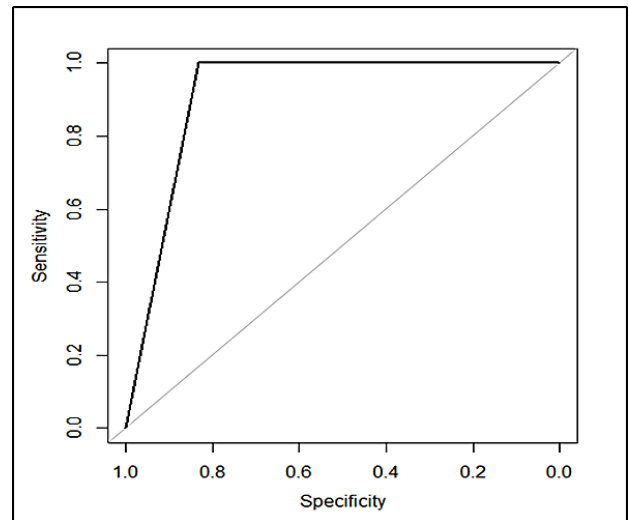
Tabel 3 merupakan hasil akurasi model dari prediksi kerentanan tanah longsor. Nilai prediksi kemiripan yang diperoleh dari metode *machine learning* yaitu 8 dan 10. Sedangkan, nilai prediksi ketidakmiripan yang diperoleh yaitu 0 dan 2. Hasil tersebut cukup baik karena daerah yang diprediksi sudah sesuai dengan titik sampel yang telah ditentukan berdasarkan kelima parameter yang digunakan. Hal ini juga



Gambar 8. Hasil Korelasi Antar Parameter

Tabel 3. Kemiringan Lereng dan Skor

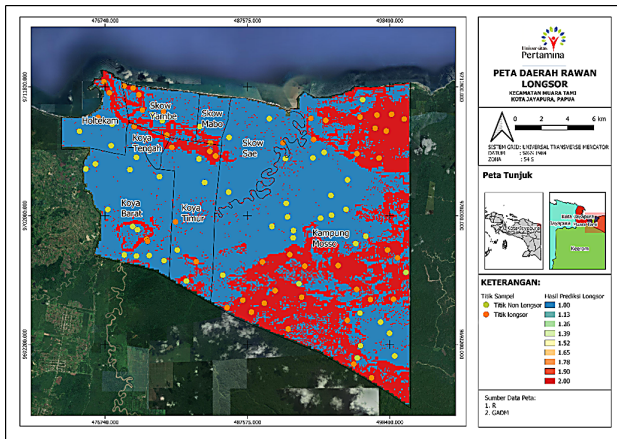
Prediksi	1	2
1	10	0
2	2	8
Akurasi	0.9	
Sensitivity	1	
Specificity	0.83	



Gambar 9. Kurva ROC menunjukkan hubungan antara *sensitivity* dan *specificity*

didukung oleh nilai akurasi model yang relatif tinggi sekitar 0.9 yang menunjukkan bahwa daerah yang diprediksi cukup akurat.

Kurva ROC merupakan kurva probabilitas yang menunjukkan hubungan antara *sensitivity* dan *specificity* (Id, 2021). *Sensitivity* adalah jumlah titik yang teridentifikasi benar dari seluruh titik yang memang bernilai benar. Dalam kasus ini, *sensitivity* menunjukkan jumlah titik rawan longsor yang diidentifikasi benar sebagai titik rawan longsor. Kurva ROC (Gambar 9) menunjukkan *sensitivity* sangat tinggi dengan nilai 1 yang menunjukkan bahwa algoritma random forest telah menggunakan parameter yang optimal dalam memprediksi daerah rawan longsor. Akan tetapi, *specificity* yang dihasilkan relatif lebih rendah yaitu sekitar 0.833.



Gambar 10. Kurva ROC menunjukkan hubungan antara *sensitivity* dan *specificity*.

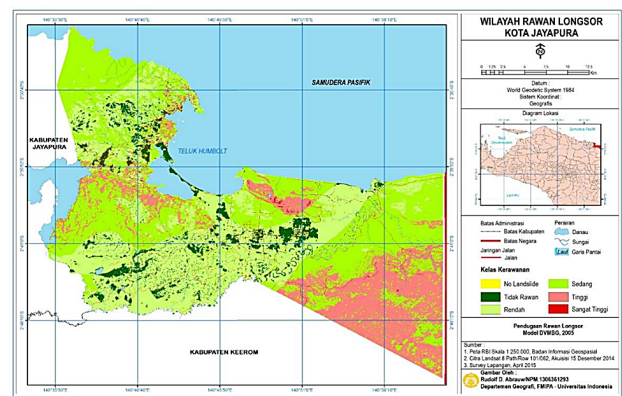
*Specificity* menunjukkan jumlah titik bukan rawan longsor yang diidentifikasi benar sebagai titik bukan rawan longsor. Artinya, hanya terdapat sekitar 16.7% titik bukan rawan longsor yang justru diprediksi sebagai titik rawan longsor. Oleh karena itu, kurva ROC tersebut membuktikan bahwa klasifikasi yang dilakukan dengan beberapa parameter seperti kemiringan, NDVI, tutupan lahan, elevasi, dan kurvatur sudah cukup optimal untuk memprediksi kerentanan tanah longsor.

### 3.3 Pemetaan Kerentanan Tanah Longsor

Berdasarkan peta daerah rawan longsor (Gambar 10), diperoleh persebaran tingkat kerentanan tanah longsor dari yang rendah hingga tinggi. Daerah dengan tingkat kerentanan tanah longsor yang tinggi ditunjukkan oleh warna merah, sedangkan tingkat kerentanan yang rendah ditunjukkan oleh warna biru. Dari hasil tersebut dapat diklasifikasikan desa dengan tingkat kerentanan tanah longsor yang tinggi yaitu Kampung Mosso serta perbatasan antara Skow Mabo, Skow Yambe, Koya Tengah, Koya Timur, dan Holtekam. Potensi tanah longsor yang tinggi berhubungan dengan parameter NDVI yang rendah, kontras *curvature* yang tinggi, tutupan lahan berupa hutan lahan kering, serta elevasi dan kemiringan yang tinggi.

Daerah dengan tingkat kerentanan tanah longsor yang rendah yaitu Kampung Skow Sae, bagian tengah Koya Timur, bagian utara Koya Barat, dan bagian selatan Holtekam. Potensi tanah longsor yang rendah pada beberapa daerah tersebut berhubungan dengan *curvature* bernilai 0, kemiringan dan elevasi yang relatif rendah.

Gambar 11 merupakan pemetaan kerentanan tanah longsor dengan metode DVMBG yang sudah pernah dilakukan sebelumnya oleh Abrauw (2017) di Kecamatan Muara Tami, dengan area penelitian ditunjukkan oleh kotak merah. Abrauw (2017) menggunakan 5 kelas tingkat kerentanan tanah longsor di kota Jayapura. Meskipun memiliki jumlah kelas yang berbeda, tetapi studi Abrauw (2017) menunjukkan daerah Muara Tami memiliki persebaran kerentanan tanah longsor yang cukup mirip dengan hasil dari *machine learning* menggunakan algoritma *random forest*. Pemetaan menggunakan metode DVMBG menghasilkan 14.284 Ha daerah rawan longsor, sedangkan menggunakan *mach-*



Gambar 11. Peta kerentanan tanah longsor kota Jayapura dengan model DVMBG (Abrauw, 2017)

*ne learning* memperoleh daerah rawan longsor dengan luas 13.330,78 Ha. Hasil tersebut cukup mirip hanya saja dari segi komputasi *machine learning* lebih unggul dibandingkan dengan metode DVMBG. Pada komputasi di *machine learning* cukup memerlukan titik sampel yang akan melakukan interpolasi terhadap luasan area untuk mendeliniasi daerah rawan longsor. Namun, pada metode DVMBG memerlukan analisis pembobotan secara poligon berdasarkan pada masing-masing parameter yang digunakan dan kemudian dilakukan penumpukkan untuk memperoleh daerah rawan longsor. Hal tersebut memerlukan analisis yang cukup panjang pada metode DVMBG, dibandingkan dengan *machine learning* yang hanya menentukan daerah rawan longsor berdasarkan interpolasi dari titik sampel yang diberikan.

## 4 KESIMPULAN

Berdasarkan pemetaan tingkat kerentanan tanah longsor menggunakan *machine learning* dengan metode *random forest* di Kecamatan Muara Tami diketahui daerah dengan potensi tanah longsor yang tinggi yaitu Kampung Mosso serta perbatasan antara Skow Mabo, Skow Yambe, Koya Tengah, Koya Timur, dan Holtekam. Sedangkan, daerah dengan potensi tanah longsor rendah yaitu Kampung Skow Sae, bagian tengah Koya Timur, bagian utara Koya Barat, dan bagian selatan Holtekam. Berdasarkan hasil pengolahan data dengan metode *random forest* diperoleh nilai akurasi model sebesar 0.9, nilai *sensitivity* sebesar 1, dan nilai *specificity* sebesar 0.83. Ketiga nilai tersebut menunjukkan hasil prediksi kerentanan tanah longsor optimal.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Abdul Hafizh, S.T., M.T. yang telah memberikan arahan dan saran selama penyusunan karya ilmiah ini. Selain itu, penulis juga berterima kasih kepada orang tua serta para dosen dan rekan-rekan dari Teknik Geofisika Universitas Pertamina yang juga telah memberikan doa dan dukungan sehingga kami dapat menyelesaikan karya ilmiah ini.

## Pustaka

- Abrauw, R.D. (2017): Wilayah rawan longsor di kota jayapura. *Jurnal Geografi Lingkungan Tropik*, **1**(1), doi:10.7454/jglitrop.v1i1.4.
- Audinno, R.T., Audinno, R.T., Setiawan, M.I.N., mad Ilham Nur Setiawan, Gunawan, A. dan Nandro, A.E. (2014): Investigasi geologi potensi longsor berdasarkan analisis sifat fisik dan mekanik batuan daerah kota balikpapan, kalimantan timur. *Prosiding Seminar Nasional Kebumihan ke-7, UGM Yogyakarta*.
- Breiman, L. (1999): Random forests-random features technical report 576. *Statistical Department, UC Berkeley, USA*.
- Breiman, L. (2001): *Machine Learning*, **45**(1), 5–32, doi:10.1023/a:1010933404324.
- Chen, W. dkk. (2017): A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, **151**, 147–160.
- Choi, J., Oh, H.J., Lee, H.J., Lee, C. dan Lee, S. (2012): Combining landslide susceptibility maps obtained from frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models using aster images and gis. *Engineering Geology*, **124**, 12–23.
- Cruden, D. dan Varnes, D. (1996): Landslide types and processes. *Special Report - National Research Council, Transportation Research Board, U.S. National Academy of Sciences*, **247**, 36–57.
- Ding, Q., Chen, W. dan Hong, H. (2017): Application of frequency ratio, weights of evidence and evidential belief function models in landslide susceptibility mapping. *Geocarto international*, **32**(6), 619–639.
- Id, I.D. (2021): Machine learning: Teori, studi kasus dan implementasi menggunakan python. Available at <https://ibnu.daqiqil.id/buku-machine-learning/>.
- Jayapura, P.K. (2017): Rencana pembangunan jangka menengah daerah (rpjmd).
- Kanungo, D., Arora, M., Sarkar, S. dan Gupta, R. (2006): A comparative study of conventional, ann black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in darjeeling himalayas. *Engineering geology*, **85**(3-4), 347–366.
- Mitchell, T. (1997): *Machine learning*. McGraw hill Burr Ridge, ISBN 0070428077.
- Naveen Raj, T., Ram Mohan, V., Backiaraj, S. dan Muthusamy, S. (2011): Landslide hazard zonation using the relative effect method in south eastern part of nilgiris, tamilnadu, india. *Int J Eng Sci Technol*, **3**(4), 3260–3266.
- Nourani, V., Pradhan, B., Ghaffari, H. dan Sharifi, S.S. (2013): Landslide susceptibility mapping at zonouz plain, iran using genetic programming and comparison with frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models. *Natural Hazards*, **71**(1), 523–547, doi:10.1007/s11069-013-0932-3.
- Nugroho, D.D. dan Nugroho, H. (2020): Analisis kerentanan tanah longsor menggunakan metode frequency ratio di kabupaten bandung barat, jawa barat. *Geoid*, **16**(1), 8–18.
- Pradhan, B. (2010): Landslide susceptibility mapping of a catchment area using frequency ratio, fuzzy logic and multivariate logistic regression approaches. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, **38**(2), 301–320.
- PUSLITANAK (2004): Petunjuk teknis evaluasi lahan.
- Romstad, B. dan Etzelmüller, B. (2012): Mean-curvature watersheds: A simple method for segmentation of a digital elevation model into terrain units. *Geomorphology*, **139-140**, 293–302, doi:10.1016/j.geomorph.2011.10.031.
- Suwarna, N. dan Noya, N. (1995): Peta geologi lembar jayapura (peg. cycloops).
- Taufik, H. dan Suharyadi (2008): Landslide risk spatial modelling using geographical information system. tutorial landslide.
- Weier, J. dan Herring, D. (2000): Measuring vegetation (ndvi & evi). *NASA Earth Observatory*, **20**.
- Wilson, J. (2000): *Terrain analysis : principles and applications*. Wiley, New York, ISBN 978-0471321880.
- Youssef, A.M., Pourghasemi, H.R., Pourtaghi, Z.S. dan Al-Katheeri, M.M. (2015): Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their performance at wadi tayyah basin, asir region, saudi arabia. *Landslides*, **13**(5), 839–856, doi:10.1007/s10346-015-0614-1.