

ICM | Indonesian Journal of Computing and Modeling

e-ISSN : 2598-9421

Model Penilaian Tata Guna Lahan Dengan Citra Landsat 8 OLI Menggunakan Algoritma XGBoost Diwilayah Beresiko Tsunami (Studi Kasus : Kota Palu Sulawesi Tengah)

Yulia Fransisca Wijaya¹, Sri Yulianto Joko Prasetyo²

^{1,2}Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika Universitas Kristen Satya Wacana

Email : 672017057@student.uksw.edu¹, sri.yulianto@uksw.edu²
Jl. Diponegoro 52-60, Salatiga 50711, Indonesia

Tsunami merupakan salah satu bencana alam yang berbahaya dimana dapat memakan korban jiwa, gelombang air yang besar pada bencana tsunami dapat bergerak sangat cepat dan dapat menghancurkan wilayah pemukiman yang berada dekat dengan laut. Dimana Indonesia merupakan salah satu negara yang berada di urutan pertama dari 256 negara didunia dengan ancaman tsunami yang tinggi. Pada tanggal 28 September 2018 terjadi sebuah tsunami pada Kota Palu yang memakan korban jiwa sebanyak 3.689 orang hilang dan meninggal. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah model peta yang dapat memberikan informasi mengenai klasifikasi lahan beresiko tsunami. Tingkat klasifikasi lahan beresiko tsunami dibagi menjadi 5 klasifikasi yaitu sangat rawan, tinggi, rendah, sangat rendah, dan tidak rawan. Hasil penelitian yang didapatkan pada nilai akurasi untuk semua parameter sebesar 0.909, sedangkan nilai perulangan pertama *train mlogloss* sebesar 0.6926 dan *test mlogloss* 0.6928, dan untuk perulangan keseratus mendapatkan nilai *train mlogloss* 0.6437 dan *test mlogloss* 0.6547, diketahui bahwa semakin banyak melakukan perulangan nilai dari pada *test mlogloss* dan *train mlogloss* akan semakin kecil peluang dari kesalahan *Extreme Gradient Boosting*. Berdasarkan hasil klasifikasi antara data yang sudah dan belum diprediksi menggunakan *Extreme Gradient Boosting* didapatkan 43 kelurahan yang mempunyai hasil yang berbeda. Sehingga *Extreme Gradient Boosting* dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dalam membuat model klasifikasi lahan beresiko tsunami.

Keywords: *Tata Guna Lahan, Algoritma XGBoost, Indeks Vegetasi, Tsunami*

I. PENDAHULUAN

Tsunami adalah gelombang air laut yang terjadi akibat adanya tanah longsor, pergeseran lempeng, meteor jatuh kelaut dan erupsi gunung berapi. Gerakan pada gelombang tsunami sangat cepat sehingga dapat mencapai permukaan pantai dengan ketinggian sampai 30 meter [1]. Indonesia menempati urutan pertama dari 265 negara didunia menurut PBB, ancaman tsunami di Indonesia lebih tinggi dibandingkan dengan Jepang, dalam perhitungan *United Nations Office for Disaster Risk Reduction* sebanyak 5.402.239 orang beresiko terkena dampak dari gelombang tinggi tsunami [2].

Tanggal 28 September 2018 telah terjadi gempa bumi, Pada Sulawesi Tengah yang berkekuatan 7,4 SR akibat dari kejadian gempa bumi tersebut Sulawesi Tengah terkena dampak bencana yang memakan korban jiwa sebanyak 4,340 orang meninggal dunia dan hilang, Kota Palu

merupakan salah satu kota yang terkena dampak dari kejadian tsunami yang memakan korban jiwa sebanyak 3.689 orang hilang dan meninggal [3]. Kota Palu terletak antara 0°36' – 0°56' Lintang Selatan dan 119°45' – 121°1' Bujur Timur, Kota Palu terbagi menjadi 4 kecamatan dan 43 kelurahan [4]. Perencanaan tata guna lahan yang lebih efisien dalam pembangunan Kota Palu diperlukan untuk menghindari daerah yang rawan bencana tsunami [5]. Tata guna lahan adalah sebuah peraturan mengenai penggunaan lahan yang sesuai dengan aturan dan program untuk menata suatu wilayah [6]. Penggunaan lahan beresiko bencana sering digunakan untuk membangun pemukiman hal tersebut disebabkan oleh pertumbuhan penduduk yang semakin meningkat namun lahan yang tersedia untuk membangun pemukiman semakin sedikit [7]. Akibatnya lahan vegetasi menjadi sempit, dan wilayah yang beresiko tsunami menjadi lebih rawan untuk terkena gelombang dari tsunami, lahan bervegetasi sendiri sangat

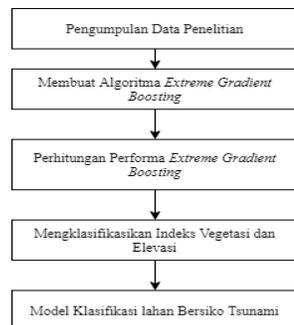
dibutuhkan untuk wilayah beresiko tsunami dimana vegetasi dapat mengurangi energi dari gelombang tsunami [8]. Sehingga diperlukan perhitungan indeks vegetasi mengetahui wilayah yang beresiko tsunami. Indeks vegetasi adalah nilai kehijauan vegetasi yang didapatkan dari pengolahan sinyal digital terhadap nilai kecerahan beberapa kanal data sensor satelit. Untuk memantau vegetasi maka dilakukan perbandingan antara tingkat kecerahan kanal cahaya merah dan kanal cahaya inframerah [9].

Sehingga dibuat sebuah sistem untuk mendukung pengambilan keputusan dalam kebijakan pembangunan Kota Palu. Sistem pendukung keputusan dapat memberikan informasi mengenai klasifikasi lahan beresiko tinggi tsunami, untuk mendukung dalam pengambilan keputusan maka digunakan beberapa parameter yaitu indeks vegetasi dan elevasi. Dimana indeks vegetasi yang digunakan adalah NDVI, SAVI, NDBI, dan NDWI. Indeks yang digunakan sebagai parameter pendukung keputusan yang nantinya akan kedalam algoritma *Xtreme Gradient Boosting* (XGBoost).

Penelitian ini bertujuan untuk membuat model penilaian tata guna lahan Kota Palu yang beresiko tinggi tsunami dengan menggunakan algoritma *Extereme Gradient Boosting* atau biasa dikenal sebagai XGBoost, XGBoost merupakan salah satu algoritma yang mempunyai kelebihan dalam menganalisis sebuah prediksi dengan waktu pemrosesan data yang 10 kali lebih cepat dari algoritma lain, dan XGBoost dapat menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dari algoritma *Random Forest* [10]. Algoritma *Extereme Gradient Boosting* dapat menentukan klasifikasi lahan resiko tinggi tsunami di Kota Palu. Sehingga dapat membantu masyarakat dan pemerintah Kota Palu untuk mendapatkan daerah Kota Palu yang sangat rawan, tinggi, rendah, sangat rendah, dan tidak rawan terhadap tsunami.

II. METODE PENELITIAN

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan dengan pengumpulan data, membuat algoritma *extreme gradient boosting*, melakukan perhitungan performa dari *extreme gradient boosting*, selanjutnya mengklasifikasi indeks vegetasi dan elevasi menggunakan indeks lahan beresiko tsunami dan yang terakhir membuat peta model klasifikasi lahan beresiko tsunami. Gambar 1 menunjukkan alur metode penelitian.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

A. Pengumpulan Data Penelitian

Pengumpulan data penelitian indeks vegetasi pada Citra Landsat 8 OLI/TIRS diambil dari website US Geological Survey dari periode 2015 sampai 2020 [17], sedangkan untuk data elevasi atau ketinggian permukaan tanah diambil dari website Tanah Air Indonesia dari periode tahun 2015 sampai 2020 [18].

B. Membuat Algoritma Xtreme Gradient Boosting

Algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) merupakan salah satu metode yang unik dimana XGBoost menggabungkan proses *boosting* dengan *gradient boosting* untuk mendapatkan hasil 10 kali lebih cepat. Dimana *Extreme Gradient Boosting* menggabungkan tiga macam *ensembles algorithm* yaitu *classification* dan *regression trees* (CART) [19]. Membuat algoritma *Extereme Gradient Boosting* untuk membantu penulis dalam melakukan klasifikasi penilaian tata guna lahan resiko tinggi tsunami, dimana algoritma *Extereme Gradient Boosting* dapat dilihat pada Tabel 1.

TABLE I
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING

Algoritma Xtreme Gradient Boosting	
Masukkan: Parameter[N]	← Masukan semua parameter yang dipakai
A	← Nilai dasar
M	← Model
Kons.XGB[N]	← Array untuk menampung parameter
Kons.M[X]	← Array untuk menampung Nilai Model
Perulangan N = M	
	Pilih dua N kemudian
	Rata-rata dua N kemudian
	Hitung kesamaan dan keuntungan kemudian
	Masukkan ke Kons.XGB[N] kemudian
	Jika kesamaan dan keuntungan = sudah benar maka
	Hapus cabang yang memiliki kekuatan rendah lalu
	Hitung nilai keluaran dari setiap pohon kemudian
	Masukan ke Kons.MI[X] kemudian
	Jika M = Benar
	Kons.Final = Kons.Model[X]
	Jika berakhir
	Jika berakhir
	Perulangan berakhir

C. Perhitungan Performa Xtreme Gradient Boosting

Tahap ini akan dilakukan perhitungan performa dari algoritma *extreme gradient boosting* untuk mendapatkan nilai akurasi. Rumus (1) menunjukkan perhitungan akurasi. Untuk mendapatkan performa yang baik disini juga menggunakan *test mlogloss*, dan *train mlogloss*. *Test mglogloss* dan *train mglogloss* merupakan suatu perhitungan yang berada pada XGBoost yang dimana berfungsi untuk melihat seberapa besar peluang kesalahan yang terjadi pada setiap perulangan.

$$NAK = \frac{TP+TN}{X} \tag{1}$$

Dimana:

- NAK = Nilai Akurasi
- TP = Nilai yang *true positive*
- TN = Nilai yang *true negative*
- X = Jumlah data

D. Mengklasifikasikan Indeks Vegetasi dan Elevasi

Indeks vegetasi yang digunakan untuk mengukur setiap vegetasi yang ada pada Kota Palu, akan berkisar dari -1 sampai 1 [20]. Sedangkan nilai indeks elevasi yang digunakan untuk mengukur elevasi pada Kota Palu dengan kerentanan elevasi kurang dari 10 meter dan lebih dari 100 meter [21].

E. Model Klasifikasi Lahan Beresiko Tsunami

Tahap ini akan dibuat model klasifikasi lahan beresiko tsunami, dimana nilai yang belum prediksi oleh XGBoost maupun yang telah diprediksi oleh XGBoost akan diambil lalu dijumlahkan dan kemudian dibagi dengan banyaknya parameter sehingga mendapatkan rata-rata yang nantinya akan dibuat menjadi model peta klasifikasi lahan beresiko tsunami dengan menggunakan indeks lahan beresiko tsunami. Dimana indeks lahan beresiko tsunami didapatkan dari hasil penjumlahan dari setiap indeks vegetasi dan indeks elevasi yang kemudian dibagi dengan banyak parameter yang digunakan sehingga nantinya akan menghasilkan klasifikasi indeks untuk lahan beresiko tsunami yang dapat dilihat pada Tabel 3. Rumus (2) menunjukkan indeks lahan beresiko tsunami.

$$PMKL = \frac{NI1+NI2+NI3+NI4+NI5}{X} \quad (2)$$

Dimana:

PTL = Perhitungan untuk model klasifikasi lahan

- NI1 = Nilai indeks elevasi
- NI2 = Nilai indeks NDVI
- NI3 = Nilai indeks SAVI
- NI4 = Nilai indeks NDBI
- NI5 = Nilai indeks NDWI
- X = Banyak parameter

TABLE 3
INDEKS LAHAN BERESIKO TSUNAMI

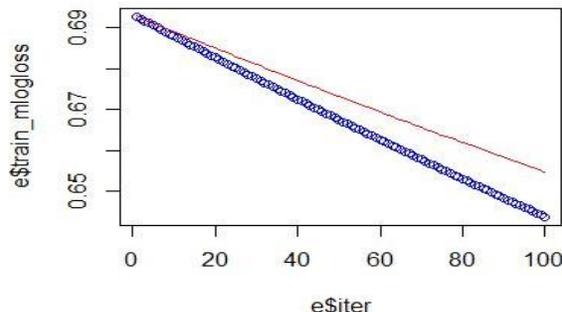
Indeks	Kategori
0-1.5	Sangat Rawan
1,5-2	Tinggi
2-10	Rendah
10 - 20	Sangat Rendah
20 - 40	Tidak Rawan

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian yang akan dihasilkan adalah model peta untuk mengklasifikasikan lahan yang beresiko tinggi terhadap tsunami di Kota Palu, dimana peta tersebut akan memberikan informasi kelurahan Kota Palu yang sangat rawan, tinggi, rendah, sangat rendah dan tidak rawan terhadap tsunami.

A. Hasil Perhitungan Performa Xtreme Gradient Boosting

Data elevasi, NDVI, SAVI, NDBI, dan NDWI kelurahan Kota Palu akan diolah menggunakan *Extreme Gradient Boosting*, dimana data akan *ditraining* dan *ditesting*, agar mendapatkan nilai akurasi, *test mglogloss*, dan *train mglogloss*.

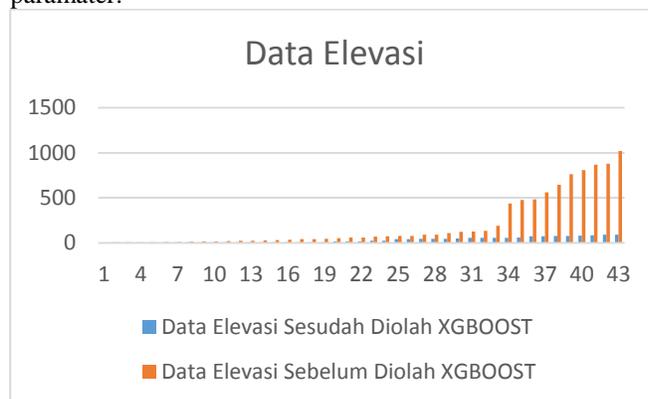


Gambar 2. Grafik Performa XGBoost

Berdasarkan Gambar 2 grafik performa XGBoost. Data *training* dan *testing* dijalankan secara bersamaan dalam satu kali dijalankan, untuk mendapatkan hasil prediksi XGBoost yang baik, maka diatur sebanyak 100 kali perulangan, pada perulangan yang pertama mendapatkan nilai *train mlogloss* sebesar 0.6926 dan *test mlogloss* 0.6928, sedangkan untuk perulangan keseratus mendapatkan nilai *train mlogloss* 0.6437 dan *test mlogloss* 0.6547, dapat diketahui bahwa semakin banyak melakukan perulangan nilai dari pada *test mglogloss* dan *train mglogloss* akan semakin kecil peluang dari kesalahan XGBoost. Nilai akurasi elevasi, NDVI, SAVI, NDBI, dan NDWI mendapatkan nilai sebesar 0.909.

B. Analisa Klasifikasi Menggunakan XGBoost

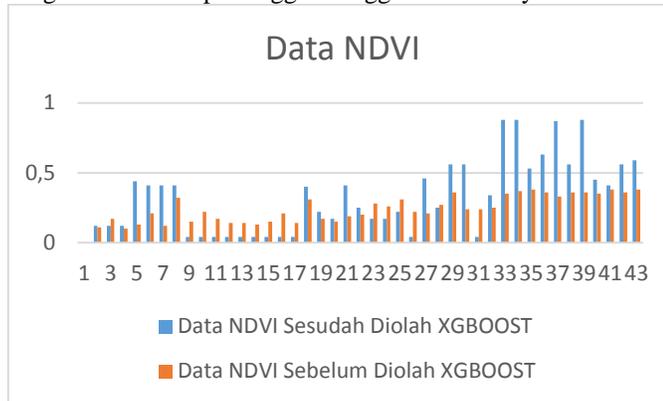
Data dari Elevasi, NDVI, SAVI, NDBI, dan NDWI yang berhasil diolah akan diambil nilainya. Lalu akan di masukkan kedalam XGBoost, agar dapat diolah satu persatu sehingga mendapatkan nilai prediksi dari masing-masing paramater.



Gambar 4. Analisa Klasifikasi Data Elevasi

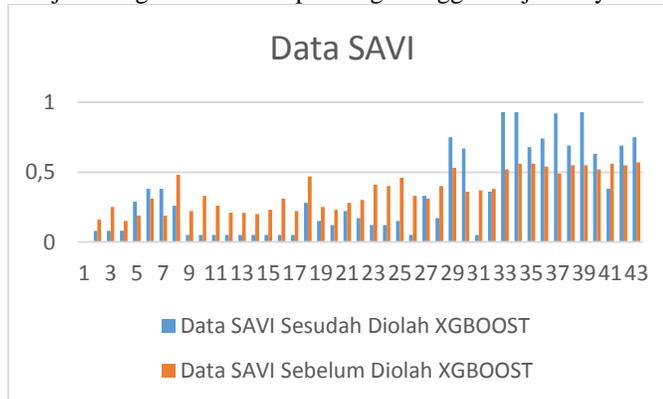
Hasil perhitungan nilai akurasi yang didapatkan oleh elevasi adalah 0.93. Dari Gambar 4 dapat disimpulkan bahwa setelah data elevasi diprediksi oleh XGBoost, data elevasi setiap kelurahan mengalami penurunan dari rentang 4.71 – 1021.17 hingga menjadi rentang 5.22 – 89.83. Akibat dari rentang tersebut 30 kelurahan ketinggian daratannya sangat rendah, 7 kelurahan ketinggian daratannya rendah, dan 6 kelurahan ketinggian daratannya tinggi. Sedangkan

sebelum data diprediksi terdapatkan 2 kelurahan ketinggian daratannya tidak tinggi, 17 kelurahan ketinggian daratannya sangat rendah, 5 kelurahan yang ketinggian daratannya rendah, 9 kelurahan yang ketinggian daratan tinggi, dan 10 kelurahan ketinggian daratannya sangat tinggi. Yang mengakibatkan perbedaan antara klasifikasi kelurahan yang sebelumnya tidak tinggi sampai sangat tinggi menjadi sangat rendah sampai tinggi ketinggian daratannya.



Gambar 5. Analisa Klasifikasi Data NDVI

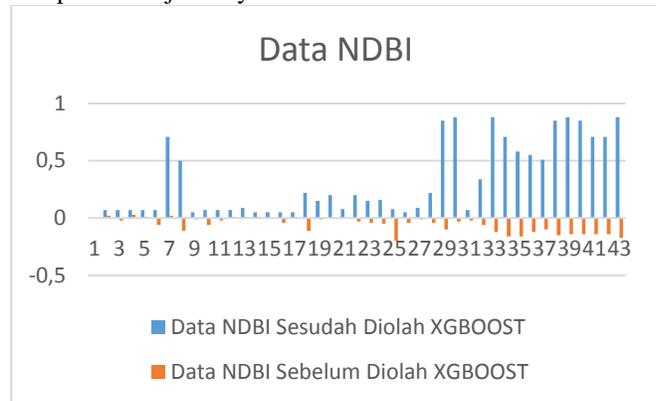
Hasil perhitungan nilai akurasi yang didapatkan oleh NDVI adalah 0.93. Dari Gambar 5 dapat disimpulkan bahwa nilai yang didapatkan setelah diprediksi oleh XGBoost mengalami peningkatan dari rentang 0.09 – 0.38 menjadi rentang 0.04 – 0.88. Akibat dari rentang tersebut data yang didapatkan 22 kelurahan yang mempunyai tingkat kehijauan sangat rendah, 8 kelurahan yang kehijauannya rendah, 8 kelurahan kehijauannya tinggi, 5 kelurahan kehijauannya sangat tinggi. Sedangkan sebelum data diprediksi didapatkan 28 kelurahan kehijauannya sangat rendah, dan 15 kelurahan kehijauannya rendah. Yang mengakibatkan perbedaan antara klasifikasi kelurahan yang sebelumnya sangat rendah sampai rendah kehijauannya menjadi sangat rendah sampai sangat tinggi kehijauannya.



Gambar 6. Analisa Klasifikasi Data SAVI

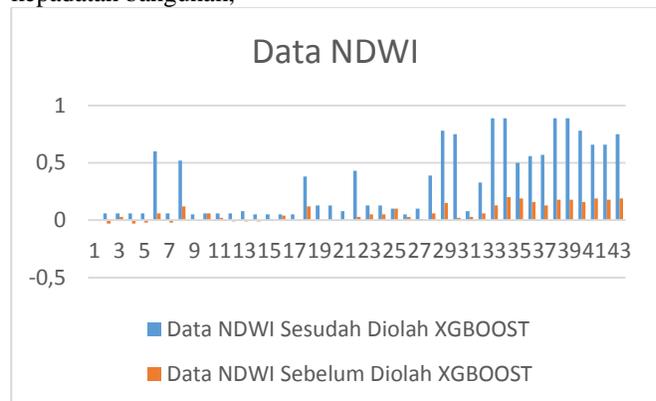
Hasil perhitungan nilai akurasi yang didapatkan oleh SAVI adalah 0.95. Dari Gambar 6 dapat disimpulkan bahwa nilai yang didapatkan setelah diprediksi oleh XGBoost mengalami peningkatan dari rentang 0.13 – 0.57 menjadi rentang 0.05 – 0.93. Akibat dari rentang tersebut 26 kelurahan sangat rendah kerapatan kehijauannya, 5 kelurahan rendah kerapatan kehijauannya, dan 12 kelurahan sangat tinggi kerapatan kehijauannya. Sedangkan sebelum

data diprediksi didapatkan 16 kelurahan sangat rendah kerapatan kehijauannya, 12 kelurahan rendah kerapatan kehijauannya dan 15 kelurahan tinggi kerapatan kehijauannya. Yang mengakibatkan perbedaan antara klasifikasi kelurahan yang sebelumnya sangat rendah sampai tinggi menjadi sangat rendah sampai sangat tinggi kerapatan kehijauannya.



Gambar 7. Analisa Klasifikasi Data NDBI

Hasil perhitungan nilai akurasi yang didapatkan oleh NDBI adalah 0.95. Dari Gambar 7 dapat disimpulkan bahwa nilai yang didapatkan setelah diprediksi oleh XGBoost mengalami peningkatan dari rentang -0.2 – 0.03 menjadi rentang 0.05 – 0.88. Akibat dari rentang tersebut 11 kelurahan sangat padat bangunan, 4 kelurahan tinggi kepadatan bangunan,



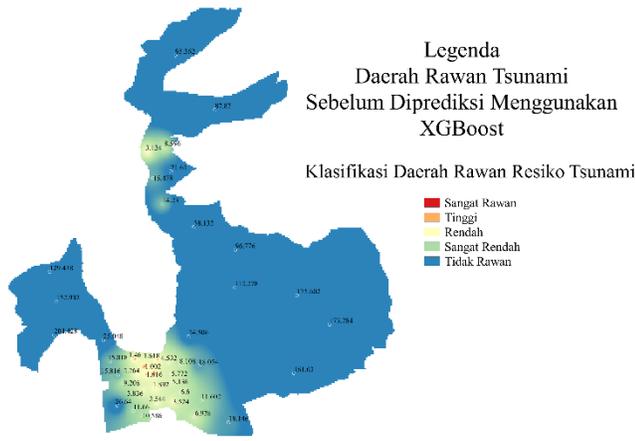
Gambar 8. Analisa Klasifikasi Data NDWI

Hasil perhitungan nilai akurasi yang didapatkan oleh NDWI adalah 0.95. Dari Gambar 8 dapat disimpulkan bahwa nilai yang didapatkan setelah diprediksi oleh XGBoost mengalami peningkatan dari rentang -0.03 – 0.2 menjadi rentang 0.05 – 0.89. Akibat dari rentang tersebut 24 kelurahan sangat rendah kelembapan tanah, 4 kelurahan rendah kelembapan tanah, 4 kelurahan tinggi kelembapan tanahnya dan 11 daerah sangat tinggi kelembapan tanahnya. Sedangkan sebelum data diprediksi didapatkan sebanyak 43 kelurahan yang sangat rendah kelembapan tanahnya. Yang mengakibatkan perbedaan antara klasifikasi kelurahan yang sebelumnya sangat rendah menjadi sangat rendah sampai sangat tinggi kelembapan tanah.

C. Model Klasifikasi Lahan Beresiko Tsunami

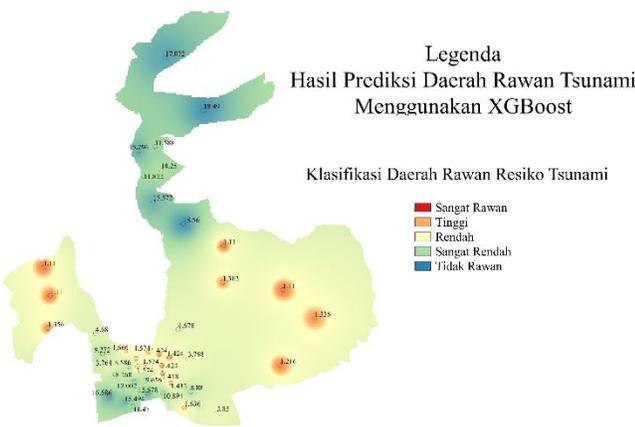
Data setiap nilai vegetasi dan elevasi pada Kota Palu yang sudah diprediksi maupun belum akan diambil untuk

melakukan penjumlahan sehingga mendapatkan rata-rata, agar dapat memunculkan sebuah peta model klasifikasi lahan beresiko tsunami dengan 5 indeks yaitu: sangat rawan, tinggi, rendah, sangat rendah, dan tidak rawan.



Gambar 9. Hasil Klasifikasi Sebelum Diprediksi

Hasil klasifikasi data indeks vegetasi dan elevasi sebelum diprediksi dengan menggunakan indeks lahan beresiko tsunami. Dari Gambar 9 dapat disimpulkan bahwa Kota Palu memiliki 3 kelurahan sangat rawan, 3 kelurahan tinggi tsunami, 13 kelurahan rendah rawan tsunami, 9 kelurahan sangat rendah rawan tsunami dan 15 kelurahan tidak rawan tsunami.



Gambar 10. Klasifikasi Sesudah Prediksi Menggunakan XGBoost

Hasil klasifikasi nilai vegetasi dan elevasi sesudah diprediksi oleh XGBoost dengan menggunakan indeks lahan beresiko tsunami. Gambar 9 dan Gambar 10 mendapatkan bahwa sebelum diprediksi oleh XGBoost mengalami penurunan dari 0.984 - 204.428 menjadi 1.11 - 18.56. Sehingga mengakibatkan perbedaan antara klasifikasi kelurahan yang sebelumnya tidak rawan sampai sangat rawan menjadi sangat rendah sampai sangat rawan beresiko tsunami. Sedangkan Gambar 10 dapat disimpulkan bahwa Kota Palu memiliki 13 kelurahan sangat rawan tsunami, 6 kelurahan tinggi rawan tsunami, 10 kelurahan rendah rawan tsunami, dan 14 kelurahan sangat rendah

tsunami. Dari hasil perbandingan antara nilai vegetasi dan elevasi sebelum dan sesudah diprediksi menggunakan XGBoost terdapat 43 kelurahan yang mendapatkan hasil yang berbeda yaitu sebelum diprediksi kelurahan Kamonji, Panau, Tatura Selatan, Tawanjuka, Boyaoge, Besusu Tengah, Lolu Selatan, Lolu Utara, Tatura Utara, Birobuli Selatan, Besusu Timur, Lambara, dan Balaroa masuk kedalam kategori rendah, Palupi, Birobuli Utara, Pengawu, Taipa, Kabonena, Kayumalue Pajeko, Donggala Kodi, Tanamondindi, dan Petobo masuk kedalam kategori sangat rendah, Kayumalue Ngapa, Talise, Silae, Duyu, Mamboro, Baiya, Pantoloan, Layana Indah, Tondo, Watusampu, Buluri, Kawatuna, Lasoani, Poboya, dan Tipu masuk kedalam kategori tidak rawan, Siranindi, Besusu Barat, dan Nunu masuk kedalam kategori tinggi, dan Ujuna, Baru, dan Lere masuk kedalam kategori sangat rawan tsunami. Dan setelah diprediksi didapatkan bahwa Donggala Kodi, Tanamondindi, Petobo, Talise, Silae, Balaroa, Kamonji, Birobuli Utara, Kabonena, dan Nunu masuk ke dalam kategori rendah, Kayumalue Ngapa, Tatura Selatan, Palupi, Lambara, Kayumalue Pajeko, Boyaoge, Pengawu, Taipa, Tawanjuka, Panau, Duyu, Pantoloan, Baiya, dan Mamboro masuk kedalam kategori sangat rendah, Baru, Besusu Barat, Siranindi, Ujuna, Birobuli Selatan, dan Lere masuk kedalam kategori tinggi, dan Buluri, Layana Indah, Poboya, Watusampu, Kawatuna, Lasoani, Tipu, Tondo, Lolu Selatan, Besusu Tengah, Besusu Timur, Lolu Utara, dan Tatura Utara masuk kedalam kategori sangat rawan.

IV. SIMPULAN

Performa *extreme gradient boosting* pada perulangan yang pertama menghasilkan nilai *train mlogloss* 0.6926 dan *test mlogloss* 0.6927, sedangkan untuk perulangan yang keseratus menghasilkan nilai *train mlogloss* 0.6437 dan *test mlogloss* 0.6547, dimana semakin banyak melakukan perulangan nilai dari pada *test mlogloss* dan *train mlogloss* akan semakin kecil peluang kesalahan dari *Extreme Gradient Boosting*. Sedangkan Nilai akurasi elevasi, NDVI, SAVI, NDBI, dan NDWI mendapatkan nilai sebesar 0.909.

Hasil perbandingan nilai vegetasi dan elevasi sebelum dan sesudah diprediksi menggunakan *Extreme Gradient Boosting* didapatkan 43 kelurahan yang mengalami perbedaan yaitu Donggala Kodi, Tanamondindi, Petobo, Talise, Silae, Balaroa, Kamonji, Birobuli Utara, Kabonena, dan Nunu masuk ke dalam kategori rendah, Kayumalue Ngapa, Tatura Selatan, Palupi, Lambara, Kayumalue Pajeko, Boyaoge, Pengawu, Taipa, Tawanjuka, Panau, Duyu, Pantoloan, Baiya, dan Mamboro masuk kedalam kategori sangat rendah, Baru, Besusu Barat, Siranindi, Ujuna, Birobuli Selatan, dan Lere masuk kedalam kategori tinggi, dan Buluri, Layana Indah, Poboya, Watusampu, Kawatuna, Lasoani, Tipu, Tondo, Lolu Selatan, Besusu Tengah, Besusu Timur, Lolu Utara, dan Tatura Utara masuk kedalam kategori sangat rawan. Algoritma *Extreme Gradient Boosting* berhasil digunakan untuk mengambil keputusan sehingga menghasilkan model peta klasifikasi lahan beresiko tsunami.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Penganggulangan Bencana Daerah, “Tsunami | BPBD Provinsi NTB.” [Online]. Available: <https://bpbdd.ntbprov.go.id/?q=pengetahuan-bencana-tsunami>. [Accessed: 06-Jul-2021].
- [2] Badan Nasional Penanggulangan Bencana, “Potensi Ancaman Bencana - BNPB.” [Online]. Available: <https://bnpb.go.id/potensi-ancaman-bencana>. [Accessed: 06-Jul-2021].
- [3] Badan Nasional Penanggulangan Bencana, “Gempabumi dan Tsunami Sulawesi Tengah - BNPB.” [Online]. Available: <https://bnpb.go.id/infografis/infografis-gempabumi-m74-tsunami-sulawesi-tengah>. [Accessed: 06-Jul-2021].
- [4] Badan Pemeriksa Keuangan Republik Indonesia, “Profil Kota Palu | BPK Perwakilan Provinsi SULAWESI TENGAH.” [Online]. Available: <https://sulteng.bpk.go.id/profil-kota-palu/>. [Accessed: 26-Jul-2021].
- [5] M. P. Umum, “Pedoman Perencanaan Umum Pembangunan Infrastruktur di Kawasan Rawan Tsunami,” 2009.
- [6] M. R. Maulana, L. Utama, and Z. Umar, “Analisa Pengaruh Perubahan Tata Guna Lahan Terhadap Debit Pada Sub Das Batang Tambuo Kota Bukittinggi,” *Abstr. Undergrad. Res. Fac. Civ. Plan. Eng. Bung Hatta Univ.*, vol. 1, no. 1, pp. 2–4, 2020.
- [7] Veni, “Arahan Kebijakan Penggunaan Lahan Permukiman Berbasis Bencana Tsunami Di Kabupaten Pesisir Selatan,” *J. Swarnabhumi*, vol. 4, no. 2, pp. 122–130, 2019.
- [8] A. N. C. Purnamasari, “Peranan Hutan Mangrove Dalam Mengurangi Energi Gelombang Tsunami,” *J. Pertan. Agros*, vol. 19, no. 1, pp. 29–36, 2017.
- [9] L. E. Tomosoa and S. Y. J. Prasetyo, “Analisis Index Vegetasi Pesisir Pantai Aceh Pasca Tsunami Menggunakan Citra Satelit Landsat 7 Dan Landsat 8 Dengan Metode Clustering Algoritma K-Means,” *Indones. J. Comput. Model.*, vol. 1, no. 1, pp. 28–35, 2018, doi: 10.24246/j.icm.2018.v1.i1.p28-35.
- [10] S. Y. J. Prasetyo, Y. B. Christianto, and K. D. Hartomo, “Analisis Data Citra Landsat 8 OLI Sebagai Indeks Prediksi Kekeringan Menggunakan Machine Learning di Wilayah Kabupaten Boyolali dan Purworejo,” *Indones. J. Model. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 25–36, 2019.
- [11] B. Laurensz, F. Lawalata, and S. Y. J. Prasetyo, “Potensi Resiko Banjir dengan Menggunakan Citra Satelit (Studi Kasus: Kota Manado, Provinsi Sulawesi Utara),” *Indones. J. Comput. Model.*, vol. 2, no. 1, pp. 17–24, 2019.
- [12] R. E. Mauboy, S. Y. J. Prasetyo, and C. Fibriani, “Identifikasi Sebaran Tanaman Pangan Kabupaten Kupang Menggunakan Citra Satelit Landsat 8,” *Indones. J. Comput. Model.*, vol. 2, no. 1, pp. 42–48, 2018.
- [13] T. Kartika, D. Dirgahayu, I. L. Sari, I. M. Parsa, and I. Carolita, “Evaluation of critical land rehabilitation based on Landsat-8 NDVI trend (in Indonesian),” *J. Penginderaan Jauh dan Pengolah. Data Citra Digit.*, vol. 16, no. 2, pp. 61–70, 2019.
- [14] A. Y. Nofrizal, “Normalized Difference Built-Upindex (NDBI) Sebagai Parameter di Kelurahan Kalang Kawal, Kecamatan Gunung Kijang, Kabupaten Bintan,” *Tunas Geogr.*, vol. 6, no. 2, p. 143, 2017.
- [15] N. Febrianti, K. Murtalaksone, and B. Barus, “Analisis Model Estimasi Tinggi Muka Air Tanah Menggunakan Indeks Kekeringan,” *J. Penginderaan Jauh dan Pengolah. Data Citra Digit.*, vol. 15, no. 1, pp. 25–36, 2018, doi: 10.30536/j.pjpdcd.2018.v15.a2867.
- [16] H. Dong, X. Xu, L. Wang, and F. Pu, “Gaofen-3 PolSAR image classification via XGBoost and polarimetric spatial information,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 2, pp. 1–20, 2018, doi: 10.3390/s18020611.
- [17] USGS, “EarthExplorer.” [Online]. Available: <https://earthexplorer.usgs.gov/>. [Accessed: 06-Jul-2021].
- [18] Tanah Air Indonesia, “DEMNAS.” [Online]. Available: <https://tanahair.indonesia.go.id/demnas/#/demnas>. [Accessed: 06-Jul-2021].
- [19] T. Chen and C. Guestrin, “XGBoost: A scalable tree boosting system,” *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, vol. 13-17-Aug, pp. 785–794, 2016, doi: 10.1145/2939672.2939785.
- [20] A. P. Widyantara and T. Solihuddin, “Pemetaan Perubahan Luasan Lahan Mangrove Di Pesisir Probolinggo Menggunakan Citra Satelit (Mangrove Land Change Mapping At Coastal Area Of Probolinggo Using Satellite Imagery),” *J. Penginderaan Jauh dan Pengolah. Data Citra Digit.*, vol. 17, no. 2, pp. 75–87, 2020.
- [21] S. Anwar and Z. Hidayah, “Studi Kerentanan Wilayah Dan Ketahanan Masyarakat Pesisir Kecamatan Gedangan Kabupaten Malang Terhadap Bencana Tsunami,” *Juv. J. Ilm. Kelaut. dan Perikan.*, vol. 1, no. 1, pp. 19–28, 2020, doi: 10.21107/juvenil.v1i1.6722.