Klasifikasi Resiko Kerusakan Lahan Akibat Tsunami Menggunakan Citra Landsat 8 Di Kabupaten Bantul

Ellen Yumanda^{*1}, Magdalena A. Ineke Pakereng²

^{1,2}Jl. Diponegoro 52-60, Salatiga 50711, Indonesia ³Jurusan Teknik Informatika,
FTI UKSW, Salatiga

e-mail : ¹672017270@student.uksw.edu, ²ineke.pakereng@uksw.edu

Abstrak

Tsunami ialah musibah alam yang membagikan ancaman serta kehancuran cukup besar di Indonesia disebabkan separuh dari daerah di Indonesia merupakan lautan. Indonesia mengalami tsunami besar sudah beberapa kali. Riset ini dibuat untuk mengenali daerah mana saja yang mempunyai resiko kerusakan lahan paling tinggi serta paling rendah, riset dilakukan dengan tatacara Machine Learning serta algoritma ANN. Informasi yang digunakan dalam riset ini merupakan informasi citra satelit yang diambil dari tahun 2013 – 2020 dengan daerah riset di kabupaten Bantul yang terdiri dari 72 desa. Riset ini memakai indeks vegetasi dari band citra satelit, indeks vegetasi yang akan digunakan antara lain NDVI, NDWI, NDBI, MNDWI, SAVI. Algoritma ANN memberikan hasil yang cukup akurat dengan tingkat akurasi sebesar 95.45%, dan nilai Kappa sebesar 87.91%. Prediksi menyatakan bahwa sebagian desa di kabupaten Bantul yang memiliki resiko kerusakan tinggi akibat tsunami yaitu desa Banguntapan, Bangunjiwo, Ringinharjo, Imogiri, Tirtonirmolo.

Kata kunci: Tsunami, Indeks Vegetasi, ANN.

Abstract

Tsunami is a natural disaster that poses a large enough threat and destruction in Indonesia because half of the area in Indonesia is ocean. Indonesia has experienced major tsunamis several times. This research was made to identify which areas have the highest and lowest risk of land damage, the research was carried out using Machine Learning and ANN algorithms. The information used in this research is satellite image information taken from 2013 – 2020 with the research area in Bantul district which consists of 72 villages. This research uses a vegetation index from satellite imagery bands, the vegetation indices to be used include NDVI, NDWI, NDBI, MNDWI, SAVI. The ANN algorithm gives fairly accurate results with an accuracy rate of 95.45%, and a Kappa value of 87.91%. The prediction states that some villages in Bantul district that have a high risk of damage due to the tsunami are Banguntapan, Bangunjiwo, Ringinharjo, Imogiri, Tirtonirmolo villages.

Keywords: Tsunami, Vegetasi Index, ANN.

1. PENDAHULUAN

Indonesia ialah negeri kepulauan terbanyak di dunia. Terbentang dari Sabang sampai Merauke, Indonesia mempunyai 17.499 pulau dengan luas total daerah Indonesia 7,81 juta km². Dari total luas daerah tersebut 3,25 juta km² merupakan lautan serta 2,55 juta km² merupakan Zona Ekonomi Eksklusif. Hanya 2.01 juta km² yang berbentuk daratan. Dengan luas daerah

lautan terbanyak menjadikan Indonesia mempunyai ancaman musibah akan terjadinya bencana alam tsunami juga besar. Tsunami ialah salah satu ancaman musibah buat daerah pesisir di Indonesia. Musibah ini biasanya terjadi karena terbentuknya gempa bumi di laut yang menimbulkan pergerakan secara vertikal di dasar laut. Bersumber pada catatan sejarah, tsunami bukan bencana baru dalam kehidupan penduduk di Indonesia semenjak tahun 1600 hingga tahun 2007, beberapa kali tsunami besar sudah terjadi di Indonesia. Dalam jangkauan waktu itu Indonesia telah mengalami musibah tsunami kurang lebih 172 kali [1]. Berdasarkan latar belakang yang ada maka hendak dilakukan penelitian untuk melakukan klasifikasi ataupun prediksi resiko kerusakan lahan yang diakibatkan tsunami menggunakan citra satelit dengan *Machine Learning* dan dengan metode *Artificial Neural Network* dan akan dibandingkan dengan metode SVM, *Random Forest*, *Naïve Bayes*. Daerah yang menjadi penelitian ini yaitu Kabupaten Bantul yang memiliki 72 desa. Analisis ini menggunakan indeks vegetasi NDVI, NDWI, NDBI, MNDWI, SAVI. Hasil penelitian yang diperoleh dapat dijadikan data untuk mengenali daerah yang mengalami resiko kerusakan tinggi ataupun rendah akibat tsunami sehingga dapat membagikan kemudahan dalam memastikan tindakan yang efektif dalam mendapati musibah tsunami.

Pada penelitian terdahulu yang berjudul “Pemanfaatan Teknologi *Machine Learning* Untuk Klasifikasi Wilayah Risiko Kekeringan di Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Citra Landsat 8 *Operational Land Imager* (OLI)”, menjelaskan bahwa dengan menggunakan Citra Landsat 8 untuk mengklasifikasikan wilayah risiko kekeringan dan mendapatkan hasil klasifikasi wilayah resiko ini memiliki hasil akurasi sebesar 93.88% menggunakan algoritma ANN [2]. Pada penelitian terdahulu yang berjudul “Analisis *Index* Vegetasi Pesisir Pantai Aceh Pasca Tsunami Menggunakan Citra Satelit Landsat 7 dan Landsat 8 Dengan Metode *Clustering* Algoritma *K- Means*”, menjelaskan tentang analisis NDVI wilayah pesisir pantai Aceh dengan membandingkan hasil Analisis Indeks Vegetasi Aceh pada saat sebelum, setelah terjadi bencana Tsunami dan keadaan saat ini dengan menggunakan metode *Clustering K-Means*. Hasil analisis menunjukkan bahwa sebelum dan sesudah terjadinya gempa tahun 2004 itu mempunyai perbedaan yaitu pada wilayah kabupaten Aceh Barat Daya memiliki luas hutan dan daerah pemukiman disertai garis pantai yang sangat baik namun ketika gempa pada tahun 2005 ini terjadi pelebaran lahan vegetasi dan pemukiman yang begitu besar karena adanya perubahan lahan tandus dan bebatuan yang menjadi lahan hijau [3]. Pada penelitian terdahulu yang berjudul “Analisis Indeks Vegetasi Area Terdampak Banjir Bandang Di Kabupaten Jayapura Menggunakan Metode *Clustering* Pada Citra Landsat 8”, menjelaskan bahwa Citra Landsat 8 memberikan hasil perbandingan dari indeks vegetasi yang terdiri dari: Lahan Hijau, Lahan Terbuka, Air, Bebatuan, Tanah dan dari segi pemukiman dan bangunan sebelum dan sesudah terkena banjir bandang. Hasilnya menunjukkan bahwa terjadi penurunan pada area pemukiman atau bangunan, lahan terbuka bebatuan, dan air, sedangkan di lahan hijau tidak mengalami perubahan [4].

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian yang dilakukan, dijelaskan sebagai berikut. Lokasi atau wilayah penelitian berada di Kabupaten Bantul.

Gambar 1. Wilayah Penelitian Kabupaten Bantul

Gambar 1 merupakan wilayah penelitian yang berada di Kabupaten Bantul. Kabupaten Bantul ialah salah satu kabupaten yang terletak di Daerah Istimewa Yogyakarta. Kabupaten Bantul berbatasan dengan kota Yogyakarta serta Kabupaten Sleman di sebelah utara, dan Kabupaten Gunung Kidul di sebelah timur, Samudra Hindia di sebelah selatan, dan Kabupaten Kulon Progo di sebelah barat. Kabupaten Bantul terletak pada koordinat 7.88461°S $110.33411^{\circ}\text{E}$. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu data Citra Landsat 8 dari 72 desa di Kabupaten Bantul dari tahun 2013-2020 yang diambil dari web <https://earthexplorer.usgs.gov/>.

Satelit pemantau bumi ini mempunyai 2 (dua) sensor ialah *Operational Land Imager* (OLI) serta *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), sensor ini memiliki resolusi spesial 30 m (*Visible*, *NIR*, *SWIR*) 100 m (*Thermal*) serta 15 m (*pankromatik*). Pada sensor OLI mempunyai 8 band ialah band 1 *Coastal*, band 2 *Blue*, band 3 *Green*, band 4 *Red*, band 5 *Near-Infrared*, band 6 *SWIR-1*, band 7 *SWIR-2*, band *Pankromatik* serta band *Cirrus*. Sebaliknya di sensor TIRS hanya mempunyai 2 band ialah band 10 TIRS serta band 11 TIRS. Riset ini menggunakan 4 tipe band ialah band 3 *Green*, band 4 *Red*, band 5 *Near-infrared*, band 6 *SWIR-1*.

```
Input : data_indeks = x,y , train_data = data
        training,test_data = data testing,
        hl = hidden layer, pred = prediction
Clasification ANN (y~x, data = test_data, hl =1
)
    For 1 to x do prediction in hl+=hl
end for
    calculation of accurasi(test_data,
    pred)calculatin of kappa ( test_data,
```

Gambar 2. *Pseudocode* Klasifikasi dan Prediksi

Gambar 2 menunjukkan *pseudocode* klasifikasi dan prediksi, yang menjelaskan tentang struktur proses klasifikasi dan prediksi yang dilakukan dalam penelitian ini. Pengolahan data secara garis besar dibagi jadi 3 (tiga) tahapan yakni :

- 1) Pengolahan data citra yang telah ada antara lain:
 - a. Koreksi *radiomatrik*, koreksi *geomatric*, koreksi *atmosferik*.
 - b. Pengolahan indeks Ndvi, Ndbi, Ndw, Mndwi, serta Savi dengan mengkombinasikan *banda* menghasilkan indeks berbentuk angka.
- 2) Klasifikasi serta prediksi data yang telah didapatkan dengan 75% data digunakan untuk data *training* serta 25% data digunakan untuk data *testing* menggunakan metode ANN serta metode SVM, *Random Forest* serta *Naïve Bayes* untuk membuat perbandingan tingkat akurasi serta nilai kappa.
- 3) Hasil metode ANN didistribusikan menggunakan IDW serta memvisualisasikan hasil jadi peta persebaran daerah dengan kerusakan lahan akibat tsunami tinggi serta rendah.

Gambar 3. Metode Penelitian

Indeks vegetasi ialah suatu perumusan pengolahan data inderaja secara digital yang dapat ditunjukkan secara spesial guna mengkaji data tematik dari lahan yang bervegetasi (Carolita, 1995). Sebagian indeks vegetasi yang diperlukan dalam penelitian ini ialah NDVI, NDBI, MNDWI, NDWI, serta SAVI.

a. NDVI

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) ialah indeks yang kerap digunakan untuk menyamakan tingkatan kehijauan vegetasi (tingkatan klorofil) pada tanaman dengan Persamaan 1[5]. Klasifikasi nilai NDVI ditunjukkan pada Tabel 1.

$$NDVI = \frac{NIR-RED}{NIR+RED} = \frac{Band\ 5-Band\ 4}{Band\ 5+Band\ 4} \quad (1)$$

Tabel 1. Klasifikasi Nilai NDVI

Kelas	Nilai NDVI	Klasifikasi
1	-1 s/d -0.03	Lahan Tidak Bervegetasi
2	-0.03 s/d 0.15	Tingkat Kehijauan Sangat Rendah
3	0.15 s/d 0.25	Tingkat Kehijauan Rendah
4	0.26 s/d 0.35	Tingkat Kehijauan Sedang
5	0.36 s/d 1.00	Tingkat Kehijauan Tinggi

b. NDBI

Normalized Difference Built-up Index (NDBI) merupakan indeks lahan terbangun ialah sesuatu algoritma buat memastikan kerapatan lahan terbangun dengan Persamaan 2 [6]. Klasifikasi nilai NDBI ditunjukkan pada Tabel 2.

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} = \frac{Band\ 6 - Band\ 5}{Band\ 6 + Band\ 5} \quad (2)$$

Tabel 2. Klasifikasi Nilai NDBI

Kelas	Nilai NDBI	Klasifikasi
1	-1 s/d 0	Non Pemukiman
2	0 s/d 0.1	Pemukiman Jarang
3	0.1 s/d 0.2	Pemukiman rapat
4	0.2 s/d 0.3	Pemukiman sangat rapat

c. NDWI

Normalized Difference Water Index (NDWI) ialah indeks yang menekankan pada kebasahan vegetasi dengan Persamaan 3 [7]. Klasifikasi nilai NDWI ditunjukkan pada Tabel 3

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} = \frac{Band\ 3 - Band\ 5}{Band\ 3 + Band\ 5} \quad (3)$$

Tabel 3. Klasifikasi Nilai NDWI

Kelas	Nilai NDWI	Klasifikasi
1	-0.732996 s/d 0	Non-Badan Air
2	0 s/d 0.33	Kebasahan Sedang
3	0.33 s/d 1	Kebasahan Tinggi

d. MNDWI

Modified Normalize Difference Water Index (MNDWI) ialah *modified* dari NDWI yang digunakan untuk penegasan batasan daratan dan lautan dengan Persamaan 4 [8].

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR}{GREEN + SWIR} = \frac{Band\ 3 - Band\ 6}{Band\ 3 + Band\ 6} \quad (4)$$

e. SAVI

Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) ialah algoritma pengembangan dari NDVI dan dengan menekan latar belakang tanah pada tingkatan kecerahan kanopi dengan menggunakan Persamaan 5 [9]. Klasifikasi nilai SAVI ditunjukkan pada Tabel 4.

$$SAVI = (1 + L) * \frac{NIR - RED}{NIR + RED} = \frac{Band\ 5 - Band\ 4}{Band\ 5 + Band\ 4} \quad (5)$$

Tabel 4. Klasifikasi Nilai SAVI

Kelas	Kerapatan	Jenis RTH
-0.3667 s/d 0.0187	Non RTH	Tubuh air seperti sungai
0,0187 s/d 0.1041	Sangat Rendah	Pemukiman lahan terbuka yang dilapisi dengan aspal atau paving maupun jalan aspal
0.1041 s/d 0.3667	Rendah	Lahan vegetasi penutup tanah, seperti pada jalan tanah, lapangan kosong tanpa dilapisi aspal atau paving
0.3667 s/d 0.5214	Sedang	Lahan vegetasi penutup berupa perkebunan

		kelapa, kebun campuran. Vegetasi rerumputan, padang <i>golf</i> , alang alang
0.5214 s/d 0.7895	Tinggi	Vegetasi Berhutan

Data dari hasil indeks vegetasi yang telah diolah kemudian dikelompokkan sesuai dengan klasifikasi yang telah ditetapkan serta akan diolah untuk melakukan tahapan klasifikasi dan prediksi dengan metode ANN, *Random Forest*, *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes*. Metode ANN dengan formula ialah *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* merupakan klasifikasi dan prediksi dengan meniru perilaku biologis syaraf. Hasil klasifikasi dan prediksi yang telah didapatkan menggunakan metode ANN akan dianalisis dengan pendekatan Kappa untuk melihat validasi dan realibitas hasil dari penelitian Nilai interpretasi Kappa disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Interpretasi Kappa

Kappa	Klasifikasi
< 0.40	<i>Bad</i>
0.40 – 0.60	<i>Fair</i>
0.60 – 0.75	<i>Good</i>
>0.75	<i>Excellent</i>

Distribusi indeks vegetasi menggunakan interpolasi *Inverse Distance Weighted* (IDW) untuk menentukan wilayah kerusakan yang disebabkan oleh tsunami. Metode ini menggunakan data rata-rata dari sampel sehingga hasil nilai yang didapatkan tidak lebih besar atau kecil dari minimal atau lebih besar dari data sampel, dengan Persamaan 6.

$$Z = \sum_{i=1}^N w_i z_i \quad (6)$$

Dimana z_i ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) merupakan nilai ketinggian data yang ingin diinterpolasi sejumlah N titik, dan bobot (*weight*) w_i dengan Persamaan 7.

$$w_i = \frac{h_i^{-p}}{\sum_{j=1}^n h_j^{-p}} \quad (7)$$

p adalah nilai nilai *positif* yang dapat diubah-ubah yang disebut dengan parameter *power* (biasanya bernilai 2) dan h_j merupakan jarak dari sebaran titik ke titik interpolasi dengan Persamaan 8.

$$h_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (8)$$

(x, y) adalah koordinat titik interpolasi dan (x_i, y_i) yaitu koordinat untuk setiap sebaran titik. Fungsi peubah *weight* bervariasi untuk keseluruhan data sebaran titik sampai pada nilai yang mendekati nol dimana jarak bertambah terhadap sebaran titik [10].

3. HASIL PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ialah hasil dari kombinasi band indeks vegetasi selama 8 tahun yakni dari tahun 2013- 2020. Dalam mengolah data dilakukan analisis korelasi guna mengetahui hubungan antar indeks dengan mengkategorikan berdasarkan kerusakan wilayah tinggi atau rendah akibat tsunami

Gambar 4. Korelasi Menggunakan Analisis *Scatterplot*.

Analisi *Scatterplot* yang ditunjukkan pada Gambar 4 ialah hubungan antara indeks vegetasi yang memiliki hubungan korelasi yang *positif* dan *negatif*. Hubungan antara NDVI dan SAVI merupakan hubungan korelasi *positif* dan mempunyai nilai paling tinggi yaitu 0,962, nilai kerusakan rendah sebesar 0,855 dan nilai kerusakan tinggi sebesar 0.933. sedangkan hubungan antara NDWI dan NDBI merupakan korelasi paling rendah sebesar -0,995, dengan nilai kerusakan rendah sebesar -0.994 dan kerusakan tinggi sebesar -0,998.

Setelah itu akan dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma ANN dan dengan R Studio dan jumlah *hidden layer* 1 untuk mendapatkan akurasi penggunaan algoritma ANN yang terbaik agar dapat digunakan dalam klasifikasi atau prediksi data.

Gambar 5. Jaringan Hasil Prediksi ANN

Berdasarkan Gambar 5 terdapat 5 (lima) *input* yaitu ndvi, ndbi, ndwi, savi, mndwi dapat dilihat bahwa hasil prediksi menunjukkan adanya *error* sebanyak 3.011022 dan melakukan 25 langkah. Prediksi ini dilakukan dan 8 tahun belakang dilakukan dengan algoritma ANN dengan menggunakan *hidden layer* 1. Hasil dari rata-rata indeks selama kurang lebih 8 tahun menghasilkan beberapa desa yang masuk dalam kerusakan lahan tinggi dikarenakan tsunami, yang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Prediksi Kerusakan Wilayah Akibat Tsunami Tinggi

Desa	Kecamatan	Nilai
Banguntapan	Banguntapan	0,860139035
Bangunjiwo	Kasihan	0,860128674
Ringinharjo	Bantul	0,860112277
Imogiri	Imogiri	0,86008113
Tirtonirmolo	Kasihan	0,860081103

Selanjutnya membandingkan tingkat akurasi dan nilai kappa yang dihasilkan oleh metode ANN dengan metode klasifikasi yang berbeda yaitu algoritma SVM, *Random Forest* dan algoritma *Naïve Bayes*. *Confusion matrix* digunakan untuk melakukan proses perbandingan ini. Hasil perbandingan tingkat akurasi dan nilai Kappa pada Tabel 7, menunjukkan bahwa algoritma ANN yang digunakan dalam penelitian ini menempati urutan kedua setelah algoritma *Naïve Bayes*, dengan tingkat akurasi 95.45% dan nilai kappa sebesar 87.91%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma ANN cukup akurat digunakan untuk proses klasifikasi dan prediksi dalam menentukan resiko kerusakan lahan akibat tsunami.

Tabel 7. Perbandingan Tingkat Akurasi dan Nilai Kappa

Algoritma	Akurasi	Kappa
<i>Artificial Neural Network</i>	95.45%	87.91%
<i>Support Vector Machine</i>	88.89%	72,31%
<i>Random Forest</i>	91.43%	71.7%
<i>Naïve Bayes</i>	98%	91.17%

Gambar 6. Analisis *Boxplot* Antara Resiko Kerusakan Rendah dan Resiko Kerusakan Tinggi

Gambar 6 menunjukkan bahwa panjang *box* tiap kelas yaitu potensi kerusakan lahan akibat tsunami rendah dan potensi kerusakan lahan akibat tsunami tinggi memiliki perbedaan yang lumayan besar antara hasil perhitungan indeks vegetasi dan hasil perhitungan menggunakan algoritma ANN.

Gambar 7. Gambaran Persebaran Wilayah Resiko Tsunami

Gambar 7 menunjukkan gambaran persebaran wilayah resiko kerusakan lahan akibat tsunami yang memiliki beberapa bagian yang menonjol seperti bagian titik atau gumpalan warna merupakan *centroid* yang dihasilkan sebelum tahapan IDW. Hasil interpolasi indeks vegetasi dan hasil prediksi kemudian dikelompokkan sesuai warna *special* dimana resiko kerusakan lahan akibat tsunami rendah memiliki warna hijau, biru muda ke biru tua dan resiko kerusakan lahan akibat tsunami tinggi warna oranye atau merah.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan beberapa hal, sebagai berikut: 1) Algoritma ANN memberikan hasil yang cukup akurat dengan tingkat akurasi sebesar 95.45%, dan nilai Kappa sebesar 87.91%; 2) Klasifikasi wilayah resiko kerusakan lahan akibat tsunami menggunakan algoritma ANN memperlihatkan 5 (lima) desa yang memiliki klasifikasi kategori resiko kerusakan lahan paling tinggi yaitu Desa Banguntapan, Desa Bangunjiwo, Desa Ringinharjo, Desa Imogiri, dan Desa Tirtonirmolo.

5. SARAN

Saran untuk penelitian lebih lanjut adalah: 1) mengembangkan penelitian ini dengan melakukan eksplorasi data DEM dari STRM agar hasil vegetasi lebih menggambarkan kondisi *real*; 2) memasukkan perbandingan hasil akurasi dengan metode-metode yang digunakan pada penelitian-penelitian terdahulu; 3) mengeksplorasi berbagai hasil kombinasi dari ANN, dimana

variasi jumlah *neuron* pada satu *hidden layer* dapat digunakan untuk mengobservasi berapa jumlah *node* yang dibutuhkan pada satu *hidden layer*; dan 4) menambahkan jumlah *hidden layer* untuk melihat efek pada tingkat akurasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji Syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas penyertaanNya sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Ucapan terimakasih kepada Dekan FTI Bapak Dr. Wiwin Sulisty, S.T., M.Kom., Kaprogdi TI Bapak Yeremia Alfa Susetyo, S.Kom., M.Cs., Pembimbing Ibu Magdalena A. Ineke Pakereng, M.Kom., yang memberikan bimbingan dalam melakukan penelitian ini. Secara khusus juga kepada Pusat Studi Simitro dan kepada Bapak Dr. Sri Yulianto Joko Prasetyo, S.Si., M.Kom., dan teman-teman seperjuangan di tempat dimana penulis melakukan penelitian, kepada keluarga yang selalu memberi dukungan doa dan semangat. Semua pihak yang tidak dapat tercantumkan diucapkan terima kasih.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. R. Amri, 2016, *Indeks Risiko Bencana Indonesia*, BNPB, Jakarta.
- [2] Fajar Ayuningtyas, S. Y. 2020, *Pemanfaatan Teknologi Machine Learning Untuk Klasifikasi Wilayah Risiko Kekeringan di Daerah*, TRANSFORMTIKA, 12.
- [3] Josua Josen Alexander Limbong. 2020, *Analisis Indeks Vegetasi Area Terdampak Banjir Bandang di Kabupaten Jayapura Menggunakan Metode Clustering pada Citra Landsat 8*, *Indonesia Journal Of Computing and Modeling*, 1-6.
- [4] Lyonly Evany Tomaso, S. Y. 2018, *Analisis Index Vegetasi Pesisir Pantai Aceh Pasca Tsunami Menggunakan Citra Satelit Landsat 7 dan Landsat 8 Dengan Metode Clustering Algoritma K-Means*, *Indonesia Journal of Computing and Modeling*, 28-35.
- [5] Aprizon Putra, T. A. 2017, *Pemetaan dan Analisis Perubahan Garis Pantai di Sebagian Pesisir Pantai Pendekatan Metode Normalized Difference Vegetation Index (Ndvi) dan Lyzenga Untuk Pemetaan Sebaran Ekosistem Perairan di Kawasan PesisirTeluk Benoa-Bali*, *Geomatika Volume 23 No.2 2017*: 87-9, 8.
- [6] Mutiah Nurul Handayani, B. S. 2017, *Analisis Hubungan Antara Perubahan Suhu Dengan Indeks Kawasan Terbangun Menggunakan Citra Landsat (Studi Kasus: Kota Surakarta)*, *Jurnal Geodesi Undip*, 11.
- [7] Tania Maria Octarina, I. D. 2019, *Penginderaan Jauh Pemrosesan Data Satelit Landsat 8 Untuk Deteksi Genangan*. *MERPATI VOL. 7, NO. 1 APRIL 2019*, 9.
- [8] M. Zainul Hasan, I. P. 2019, *Monitoring Perubahan Garis Pantai Di Kabupaten Jembrana Tahun 1997 – 2018 Menggunakan Modified Difference Water Index (Mndwi) dan Digital Shoreline Analysis System (DSAS)*, *Jurnal Pendidikan GeografiUndiksha*, 93-102.

- [9] Riko Yudistira, A. I. 2018, *Perubahan Konversi Lahan Menggunakan NDVI, EVI, SAVI, dan PAC pada Citra Landsat 8 (Studi Kasus: Kota Salatiga)*, *Indonesian Journal of Computing and Modeling*, 25-30.
- [10] Junita Monika Pasaribu, N. S. 2012, *Perbandingan Teknik Interpolasi DEM SRTM Dengan Metode Inverse Distance Weighted (IDW), Natural Neighbor Spline, Pusat Pemanfaatan Penginderaan Jauh, LAPAN*, 126-139.