

Klasifikasi Wilayah Potensi Risiko Kerusakan Lahan Akibat Bencana Tsunami Menggunakan *Machine Learning*

<http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4056>

Riwayat Artikel

Received: 9 Oktober 2021 | Final Revision: 9 Maret 2021 | Accepted: 9 Maret 2022

Arvira Yuniar Isnaeni^{✉ #1}, Sri Yulianto Joko Prasetyo^{#2}

[#] Jurusan Teknik Informatika, Universitas Kristen Satya Wacana
Jalan Dr. O. Notohamidjojo, Kel. Blotongan, Kec. Sidorejo, Salatiga, Indonesia

¹672017289@student.uksw.edu

²sri.yulianto@uksw.edu

Abstract — Indonesia is an archipelagic country with a long coastline where some areas are prone to tsunami waves which can result in land damage. Tsunamis occur due to earthquakes or volcanic eruptions under the sea that cause movement of the seabed and then create strong waves. The Special Region of Yogyakarta, precisely in Bantul Regency, is one of the areas that have a high risk of a tsunami disaster because the area is located in the expanse of the Indian Ocean which has quite impulsive plate movements. This study aims to find out information about the level of risk of land damage due to the tsunami using vegetation index data from OLI 8 Landsat imagery. Classification or prediction using the Artificial Neural Network (ANN) method. The vegetation index used is NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), NDBI (Normalized Difference Built-up Index), SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index), and MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index). Classification of potential areas of high risk of damage to tsunami land (High Risk) using the ANN method resulted in 7 villages with high risk. The ANN algorithm is the most accurate method for classification predictions between the Random Forest and SVM methods which get an accuracy of 95.45% and get a Kappa value of 86.08%. Spatial prediction using IDW produces a map of the distribution of the potential risk area for land damage caused by the tsunami.

Keywords— ANN; Index Vegetation; OLI 8 Landsat Imagery; Tsunami.

I. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara kepulauan yang tiga perempat wilayahnya merupakan laut, memiliki garis pantai dengan panjang 95.161 km, terpanjang kedua setelah Kanada. Terletak diantara dua benua dan dua samudera membuat wilayah Indonesia memiliki beberapa pantai yang rawan terhadap gelombang tsunami, salah satunya di pantai selatan Jawa, Pulau Jawa. Pantai selatan Jawa merupakan pantai yang menghadap langsung Samudra Hindia. Sebagian besar pantai di Jawa bagian selatan memiliki pantai yang curam, bertebing, dan berbatu serta berrelief tinggi. Keadaan tersebut menjadi salah satu faktor yang menyebabkan gelombang tinggi di daerah tersebut [1]–[3].

Tsunami terjadi akibat gempa bumi atau letusan gunung berapi di bawah laut yang mengakibatkan gerakan kerak bumi dan menyebabkan dasar laut naik dan turun. Pergerakan dasar laut menggerakkan air laut dan menciptakan gelombang yang kuat. Saat gelombang mencapai pantai, gerakan gelombang akan melambat dan menjadi gelombang air yang tinggi. Selain itu, tsunami dapat terjadi karena adanya tanah longsor dari bagian gunung berapi yang terletak dekat dengan pantai, tanah longsor yang terjadi di bawah laut atau di atas laut yang kemudian jatuh ke dalam laut sehingga menyebabkan gelombang besar, atau terdapat meteor yang berasal dari luar angkasa yang jatuh ke laut [4].

Setyadi (2015), mengemukakan bahwa Bantul merupakan daerah yang rawan terhadap gelombang tsunami, dikarenakan daerah Bantul yang terletak tepat di hamparan samudera Hindia yang mana pergerakan lempeng di daerah tersebut cukup impulsif, sehingga sering terjadi gempa dengan kekuatan cukup tinggi. Selain itu, berdasarkan Indeks Risiko Bencana Indonesia 2018, Kabupaten Bantul termasuk dalam kelas risiko tinggi untuk bencana tsunami [5][6].

Terakhir terjadinya bencana tsunami di daerah pantai Jawa selatan yaitu pada tahun 2006 yang mengakibatkan banyak korban jiwa dan kerusakan lahan untuk pemukiman. Tsunami tersebut terjadi secara tidak terduga karena getaran gempa bumi yang tidak kuat. Dampak buruk dari tsunami terjadi karena kurangnya persiapan yang dilakukan untuk menghadapi tsunami.

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka dilakukan penelitian klasifikasi atau prediksi wilayah potensi risiko kerusakan lahan akibat bencana tsunami menggunakan data indeks vegetasi dari citra Landsat 8 OLI dan menggunakan metode *Artificial Neural Network* untuk mengolah data tersebut. Analisis wilayah risiko kerusakan lahan akibat tsunami menggunakan lima indeks vegetasi yang telah ditentukan yaitu NDVI, NDWI, NDBI, SAVI, dan MNDWI. Penelitian ini berdasarkan pada Landsat 8 OLI, dan hasil yang diperoleh dapat menjadi informasi yang dapat dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan wilayah potensi risiko kerusakan lahan akibat tsunami, sehingga mempermudah dalam menentukan tindakan evakuasi sebelum terjadi bencana tsunami dan dapat meminimalisir dampak kerusakan dan kerugian yang ditimbulkan akibat bencana tsunami.

II. METODE PENELITIAN

Studi kasus untuk penelitian ini yaitu 72 desa yang berada di Kabupaten Bantul, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia. Kabupaten Bantul secara geografis terletak pada $07^{\circ} 44' 04'' - 08^{\circ} 00' 27''$ Lintang Selatan dan $110^{\circ} 12' 34'' - 110^{\circ} 31' 08''$. Luas wilayah dari Kabupaten Bantul yaitu $506,85 \text{ km}^2$.

Data yang digunakan untuk penelitian merupakan data bulanan citra satelit Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) dari tahun 2013-2020 yang didapatkan dari United States Geological Survey (USGS) <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Gambar peta Kabupaten Bantul dapat dilihat pada Gambar 1.



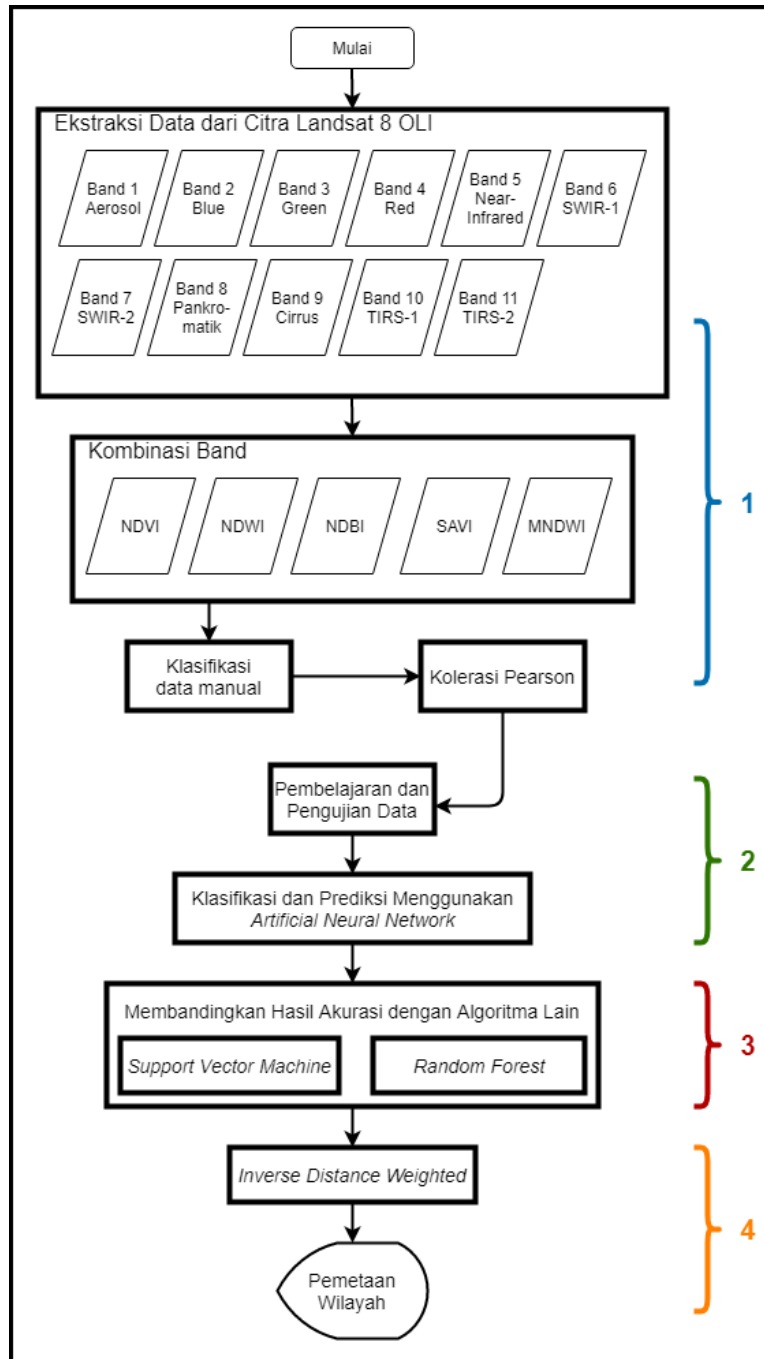
Gambar 1. Peta Kabupaten Bantul (Sumber : <https://bantulkab.go.id/>)

- Metode penelitian menunjukkan proses penelitian yang dirincikan menjadi empat intinya tahapan penelitian sebagai berikut:
1. Proses data, menggunakan sebelas band dalam citra Landsat 8 OLI. Data yang digunakan yaitu hasil perhitungan kombinasi band tiap indeks vegetasi yang dihitung sesuai rumus NDVI, NDWI, NDBI, SAVI, MNDWI. Menggunakan *software Qgis 2.18* untuk melakukan perhitungan, kemudian hasil perhitungan yang berupa angka dikelompokkan berdasarkan indeks vegetasi yang digunakan dan dilakukan secara manual.
 2. Klasifikasi dan prediksi, setelah mendapat hasil dari proses pertama, kemudian masing-masing indeks vegetasi dikelompokkan menjadi dua kelas tingkat risiko, yaitu risiko rendah (*Low Risk*) dan risiko tinggi (*High Risk*). Selanjutnya dilakukan klasifikasi data menggunakan metode ANN (*Artificial Neural Network*) yang dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R. Dalam klasifikasi yang dilakukan, data indeks vegetasi setiap desa yang digunakan akan terbagi menjadi 70% *training data* dan 30% *testing data* dari seluruh data.
 3. Pengujian metode, untuk menguji kinerja metode yang digunakan, yaitu metode ANN, diperlukan metode lain untuk

perbandingan dan analisis data. Metode tersebut yaitu *Random Forest* dan *SVM (Support Vector Machine)*. Klasifikasi dan prediksi menggunakan metode *Random Forest* dan *SVM* yang kemudian dikelompokkan menjadi dua tingkat risiko, yaitu wilayah berpotensi kerusakan lahan akibat tsunami rendah dan tinggi.

4. Prediksi spasial, prediksi spasial hasil klasifikasi menggunakan metode *ANN* menggunakan metode *IDW (Inverse Distance Weighted)* yang kemudian memetakan hasilnya menjadi persebaran wilayah potensi risiko kerusakan lahan akibat tsunami.

Langkah-langkah penelitian yang telah dijelaskan di atas dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Prosedur klasifikasi, prediksi, dan algoritma data dibuat seperti pada *pseudocode* berikut:

```

input:data = (value_ind), (value_predict_ind), training = data training, testing = data testing, ha = hidden layer,
predict = prediction value

Classification ANN (training, testing)
    for 1 to x do prediction in ha=1
end for

    calculation of accuracy (testing, predict)
    calculation of kappa (testing, predict)
    
```

Indeks vegetasi adalah hasil pengukuran yang didapat dari data citra satelit yang didasari pada perbedaan penerimaan dan reflektansi spektrum cahaya dan diinterpretasikan sebagai karakteristik spektral vegetasi, dari spektrum inframerah cahaya tampak (IR) dan spektrum cahaya dekat inframerah (NIR). Indeks vegetasi dapat diterapkan dalam memprediksi kerusakan lahan[7]. Indeks vegetasi yang digunakan sebagai indikator potensi risiko kerusakan lahan akibat tsunami diantaranya: NDVI, NDWI, NDBI, SAVI, dan MNDWI. Berikut rumus dari lima indeks vegetasi yang digunakan:

A. *NDVI*

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) merupakan hasil reflektansi spektrum elektromagnetik kanal tampak dan spektrum cahaya dekat inframerah (NIR). NDVI dapatdigunakan untuk membandingkan tingkatkehijauan vegetasi atau klorofil di tumbuhan. NDVI memiliki nilai rasio antara -1 sampai 1. NDVI bernilai mendekati 1 mengindikasikan bahwa terdapat vegetasi yang banyak, jika bernilai mendekati 0 maka terdapat vegetasi yang sangat jarang atau tanah kosong, jika bernilai negatif maka mengindikasikan wilayah perkotaan. Nilai NDVI yang telah dikelompokkan berdasarkan kelasnya ditunjukkan pada Tabel 1 [7].

TABEL 1
NILAI DAN KLASIFIKASI NDVI

Kelas	Nilai NDVI	Klasifikasi
1	$(-1) \leq NDVI < (-0.03)$	Lahan tidak bervegetasi
2	$(-0.03) \leq NDVI < 0.15$	Kehijauan sangat rendah
3	$0.15 \leq NDVI < 0.25$	Kehijauan rendah
4	$0.25 \leq NDVI < 0.35$	Kehijauan sedang
5	$0.35 \leq NDVI < 1.00$	Kehijauan tinggi

Persamaan NDVI sebagai berikut:

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

Pada persamaan (1), *NIR* merupakan Band 5 dan *R* merupakan Band 4.

B. *NDWI*

Normalized Difference Water Index (NDWI) adalah indeks air yang digunakan untuk melihat kandungan air pada vegetasi di suatu wilayah. Nilai NDWI yang telah diklasifikasikan dapat dilihat pada Tabel 2 [8].

TABEL 2
NILAI DAN KLASIFIKASI NDWI

Kelas	Nilai NDWI	Klasifikasi
1	$-1 < NDWI < 0$	Non badan air
2	$0 \leq NDWI < 0.33$	Kebasahan sedang
3	$0.33 \leq NDWI < 1$	Kebasahan tinggi

Persamaan NDWI sebagai berikut:

$$NDWI = \frac{NIR-SWIR}{NIR+SWIR} \quad (2)$$

Pada persamaan (2), *NIR* merupakan Band 5 dan *SWIR* merupakan Band 6.

C. NDBI

Normalized Difference Built-up Index (NDBI) adalah indeks yang menggunakan gelombang inframerah tengah (IMTg) dan inframerah dekat (IMD) yang menggunakan band 5 dan band 6. NDBI memiliki tujuan untuk lebih menonjolkan built-up area perkotaan. Nilai dan klasifikasi NDBI telah dijabarkan pada Tabel 3 [9][10].

TABEL 3
NILAI DAN KLASIFIKASI NDBI

Kelas	Nilai	Klasifikasi
1	$-1 \leq \text{NDBI} < 0$	Tidak Ada Bangunan
2	$0 \leq \text{NDBI} < 0.1$	Kerapatan Bangunan Rendah
3	$0.1 \leq \text{NDBI} < 0.2$	Kerapatan Bangunan Sedang
4	$0.2 \leq \text{NDBI} < 0.3$	Kerapatan Bangunan Tinggi

Persamaan NDBI sebagai berikut:

$$\text{NDBI} = \frac{\text{IMTg} - \text{IMD}}{\text{IMTg} + \text{IMD}} \quad (3)$$

Pada persamaan (3), IMTg merupakan Band 5 dan IMD merupakan Band 6.

D. SAVI

Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) bertujuan untuk meminimalisasi pengaruh latar belakang tanah yang reflektansi dan terekam citra satelit sehingga kanopi. Nilai dan klasifikasi SAVI dijabarkan dalam Tabel 4 [8].

TABEL 4
NILAI DAN KLASIFIKASI SAVI

Kelas	Nilai SAVI	Kerapatan	Jenis RTH
1	$(-0.3667) \leq \text{SAVI} < 0.0187$	Non RTH	Tubuh air seperti sungai
2	$0.0187 \leq \text{SAVI} < 0.1041$	Sangat rendah	Pemukiman lahan terbuka
3	$0.1041 \leq \text{SAVI} < 0.3667$	Rendah	Lahan vegetasi penutup tanah, seperti jalan tanah
4	$0.3667 \leq \text{SAVI} < 0.5214$	Sedang	Lahan vegetasi penutup berupa perkebunan kelapa, kebun campuran, vegetasi rerumputan
5	$0.5214 \leq \text{SAVI} < 0.7895$	Tinggi	Vegetasi berhutan

Persamaan SAVI sebagai berikut:

$$\text{SAVI} = \frac{1.5 * (\text{NIR} - R)}{(\text{NIR} + R) * 0.5} \quad (4)$$

Pada persamaan (4), NIR merupakan Band 5, R merupakan Band 4.

E. MNDWI

Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) merupakan hasil penyempurnaan dari NDWI yang digunakan untuk mengekstrak wilayah perairan. MNDWI menggunakan kanal inframerah pendek (NIR) untuk membedakan air dengan objek lainnya. Persamaan MNDWI dapat dilihat dibawah [11].

$$\text{MNDWI} = \frac{\text{Green} - \text{SWIR} - 1}{\text{Green} + \text{SWIR} - 1} \quad (5)$$

Pada persamaan (5), Green merupakan Band 3 dan SWIR merupakan Band 6.

Tahapan yang kedua yaitu klasifikasi dan prediksi, di tahap ini dilakukan penghitungan indeks yang kemudian dikelompokkan berdasarkan klasifikasinya seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya dan dilanjutkan dengan mengolahnya dengan metode ANN, Random Forest, Support Vector Machine (SVM). Metode ANN dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah yang relatif mudah dikarenakan ANN memiliki pola untuk klasifikasi yang klasik dan dapat digunakan secara luas. Metode ANN dapat digunakan untuk klasifikasi dan prediksi, dimana cara kerjanya dengan meniru kerja jaringan biologis syaraf. Pada metode ANN perlu ditambahkan variabel lain, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer. Pada metode Random Forest menggunakan beberapa pohon keputusan dan dicari nilai terbaik untuk mendapatkan hasil akurasi terbaik. Sedangkan metode Support Vector Machine merupakan metode yang sering digunakan untuk klasifikasi. Secara sederhana, SVM mencari hyperplane atau bidang pembatas terbaik pada dua buah class [12]–[15].

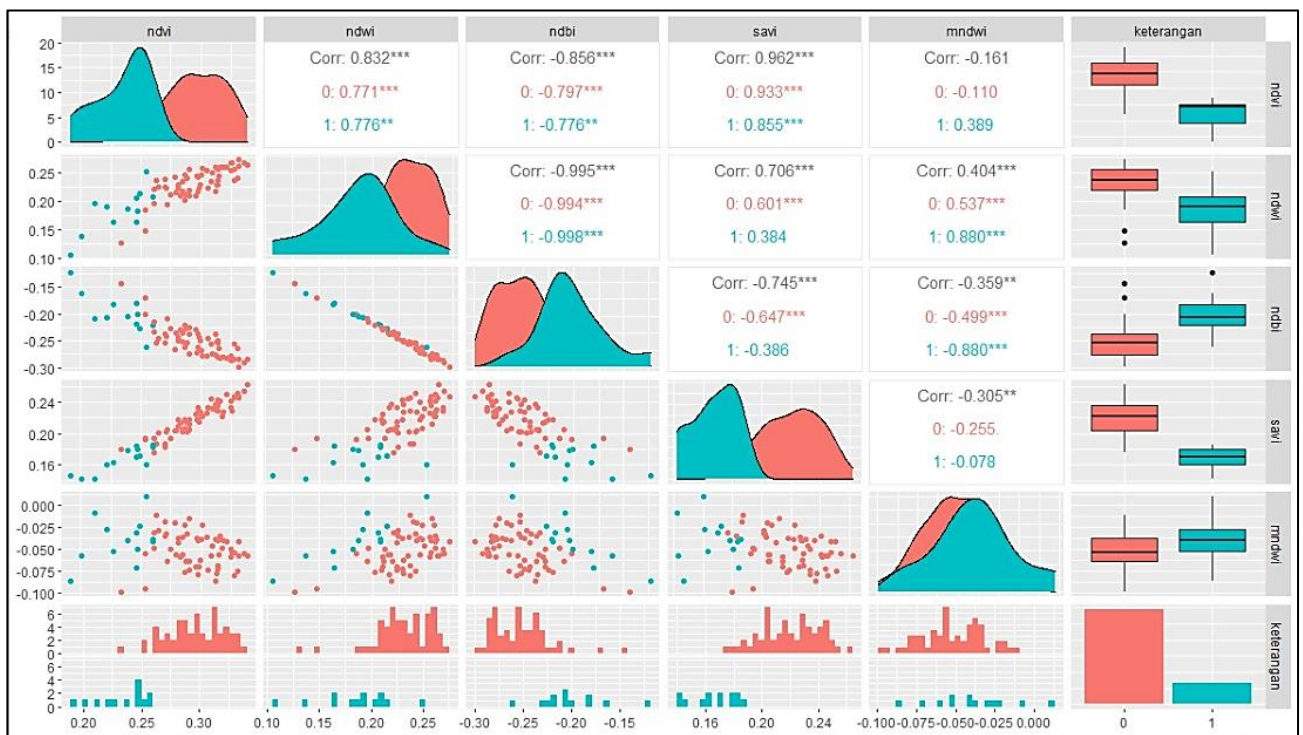
Langkah selanjutnya setelah mendapat hasil klasifikasi atau prediksi dari ketiga algoritma yaitu dilakukan pengujian performa metode klasifikasi, pengujian ini menggunakan *Cohen's Kappa* yang bertujuan untuk mendapatkan nilai akurasi dan nilai kappa dari setiap metode.

$$Z_j = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Z_i}{(h_{ij} + \delta)^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{(h_{ij} + \delta)^\beta}} \quad (6)$$

Pada proses keempat dilakukan prediksi spasial dari hasil klasifikasi menggunakan interpolasi *Inverse Distance Weighted* (IDW) untuk menggambarkan wilayah yang berpotensi mengalami kerusakan lahan akibat tsunami. Hasil interpolasi dengan data klasifikasi menggunakan metode ANN kemudian dibandingkan dengan hasil interpolasi indeks vegetasi. IDW adalah metode interpolasi untuk memperkirakan nilai pada wilayah yang belum diketahui berdasarkan data wilayah disekitarnya. Metode IDW memiliki asumsi nilai interpolasi lebih mirip dengan data sampel yang dekat dibandingkan data sampel yang lebih jauh. Nilai *weight* akan berubah secara linear sesuai dengan jaraknya dengan data sampel. Pada persamaan (6), Z_j merupakan nilai wilayah yang akan dicari, Z_i merupakan nilai yang telah diketahui, δ merupakan parameter *shooting*, β adalah parameter *weight*, dan h_{ij} merupakan jarak yang ada diantara titik yang sudah diketahui dengan titik yang belum diketahui [16][17].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini melibatkan data dari 72 desa pada Kabupaten Bantul, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Data ini merupakan hasil perhitungan kombinasi band untuk indeks vegetasi selama delapan tahun dihitung dari tahun 2013 sampai tahun 2020 dalam melakukan klasifikasi wilayah potensi risiko kerusakan lahan. Pada proses data, hasil yang didapatkan kemudian dilakukan korelasi pearson menggunakan *scatterplot*. Tujuan dilakukannya korelasi pearson adalah mengetahui bagaimana hubungan yang ada diantara lima indeks vegetasi berdasarkan dua kelas potensi risiko kerusakan rendah (*Low Risk*) dan risiko kerusakan tinggi (*High Risk*).

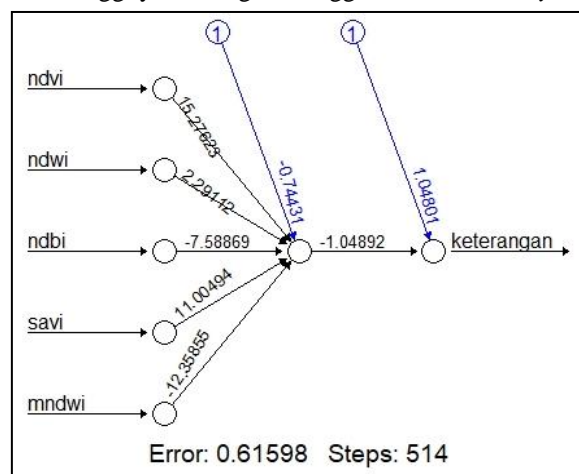


Gambar 3. Korelasi Pearson Dengan *Scatterplot*

Dapat dilihat pada Gambar 3 yang merupakan hasil korelasi pearson dengan *scatterplot* menunjukkan bahwa terdapat hubungan korelasi tiap indeks vegetasi. Setiap hubungan antara indeks vegetasi memiliki hubungan korelasi positif dan juga terdapat hubungan dengan korelasi negatif. Angka 0 atau warna merah menunjukkan potensi rendah (*Low Risk*) dan angka 1

atau warna biru menunjukkan potensi tinggi (*High Risk*), kemudian untuk keterangan menunjukkan hasil prediksi. Hubungan antara SAVI dan NDVI memiliki nilai koefisien korelasi positif dengan nilai paling tinggi sebesar 0.962 yang berpotensi risiko kerusakan rendah sebesar 0.933 dan potensi risiko kerusakan tinggi sebesar 0.856 dan dapat dilihat pada diagram pencar dimana titik-titik mengarah ke atas dan rapat, menandakan korelasi positif kuat dan antar indeks saling mempengaruhi. NDBI adalah indeks vegetasi yang merujuk pada kondisi wilayah dengan bangunan. Nilai koefisien korelasi yang paling rendah terdapat diantara indeks vegetasi NDBI dan NDWI sebesar -0.995 dengan potensi risiko kerusakan rendah sebesar -0.994 dan potensi risiko kerusakan tinggi sebesar -0.998 dan dapat dilihat pada diagram pencar dimana titik-titik mengarah turun dan rapat yang menandakan korelasi negatif kuat dan antar indeks saling mempengaruhi. Hubungan antara NDWI dan NDVI memiliki nilai koefisien korelasi positif sebesar 0.832 dengan potensi kerusakan rendah sebesar 0.771 dan nilai dari potensi kerusakan tinggi sebesar 0.776. Hubungan indeks vegetasi NDBI dan NDVI memiliki nilai koefisien korelasi negatif sebesar -0.856 dengan nilai potensi kerusakan rendah -0.797 dan nilai potensi kerusakan tinggi -0.776. Hubungan antara MNDWI dan NDVI memiliki nilai koefisien korelasi negatif sebesar -0.161 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar 0.110 dan nilai potensi kerusakan sebesar 0.389. Hubungan antara SAVI dan NDWI memiliki nilai koefisien korelasi positif sebesar 0.706 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar 0.0601 dan nilai potensi kerusakan tinggi sebesar 0.384. Hubungan koefisien korelasi antara indeks vegetasi MNDWI dan NDWI memiliki nilai positif sebesar 0.404 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar 0.537 dan nilai potensi kerusakan tinggi sebesar 0.880. Indeks vegetasi SAVI dan NDBI memiliki hubungan koefisien korelasi negatif sebesar -0.745 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar -0.647 dan nilai potensi kerusakan tinggi sebesar -0.386. Hubungan antara indeks vegetasi MNDWI dan NDBI memiliki nilai koefisien korelasi negatif sebesar -0.359 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar -0.499 dan nilai potensi kerusakan tinggi -0.880. Indeks vegetasi MNDWI dan SAVI memiliki hubungan koefisien korelasi bernilai negatif sebesar -0.305 dengan nilai potensi kerusakan rendah sebesar -0.255 dan nilai potensi kerusakan tinggi sebesar -0.078. Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3, selain diagram pencar yang menunjukkan nilai korelasi tiap indeks, *scatterplot* juga menunjukkan hasil analisis data dalam bentuk lain seperti *boxplot*, *barplot*, *histogram*, *trend* dan *density* yang menunjukkan distribusi nilai tiap indeks dengan nilai potensi risiko rendah (*Low Risk*) dan potensi risiko tinggi (*High Risk*).

Langkah berikutnya yaitu memprediksi atau mengklasifikasikan data yang telah didapat dari proses sebelumnya dengan metode ANN. Menggunakan data dari hasil perhitungan kombinasi band tiap indeks vegetasi selama delapan tahun yang kemudian dicari nilai rata-rata setiap indeks vegetasi. Untuk mengetahui hasil terbaik atau berakurasi tinggi, percobaan dilakukan beberapa kali dengan nilai *hidden layer* yang berbeda. Setelah percobaan dengan beberapa nilai *hidden layer* yang berbeda, didapat hasil nilai berakurasi tinggi yaitu dengan menggunakan *hidden layer* bernilai satu.



Gambar 4. Jaringan Syaraf Tiruan Hasil Prediksi

Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4, hasil prediksi terdapat *error* 0.61598 yang berarti nilai selisih antara nilai prediksi dengan nilai sesungguhnya dan memiliki 514 langkah dengan menggunakan akurasi terbaik. Keseluruhan data selama delapan tahun diprediksi menggunakan metode ANN *backpropagation*, dengan melakukan tahap pelatihan data, kemudian dilanjutkan dengan pengujian data lalu normalisasi data dengan *input layer* sebanyak lima dimana *input layer* tersebut merupakan indeks vegetasi yang digunakan, *hidden layer* atau *node* yang digunakan sebanyak satu, dan *output layer* sebanyak satu berupa keterangan yang menunjukkan hasil prediksi. Perhitungan data menggunakan metode ANN dilakukan dengan bahasa pemrograman R.

Setelah melakukan prediksi dari rata-rata setiap indeks selama delapan tahun, kemudian didapatkan hasil beberapa desa yang dapat dikategorikan sebagai kelas potensi risiko kerusakan lahan tinggi seperti dapat dilihat pada Tabel 5.

TABEL 5
HASIL PREDIKSI DENGAN RISIKO TINGGI

Desa	Kecamatan	Nilai prediksi
Wijiharjo	Pandak	1.0337
Imogiri	Imogiri	1.0458
Banguntapan	Banguntapan	1.0475
Pendowoharjo	Sewon	0.9317
Bangunharjo	Sewon	0.9106
Ngestiharjo	Kasih	1.0476
Tirtonirmolo	Kasih	1.0344

Selanjutnya yaitu membandingkan hasil klasifikasi dengan beberapa metode yang lain. Untuk perbandingan, makan menggunakan nilai akurasi dan nilai kappa dari setiap metode ANN, SVM, dan *Random Forest*. Hasil dari nilai akurasi dan nilai kappa didapat menggunakan *confusion matrix* pada setiap metode. Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 5. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa nilai akurasi dengan metode *Artificial Neural Network* memiliki nilai paling tinggi, yaitu 95.45%. Hasil perbandingan akurasi dan kappa setiap metode dapat dilihat pada Tabel 6.

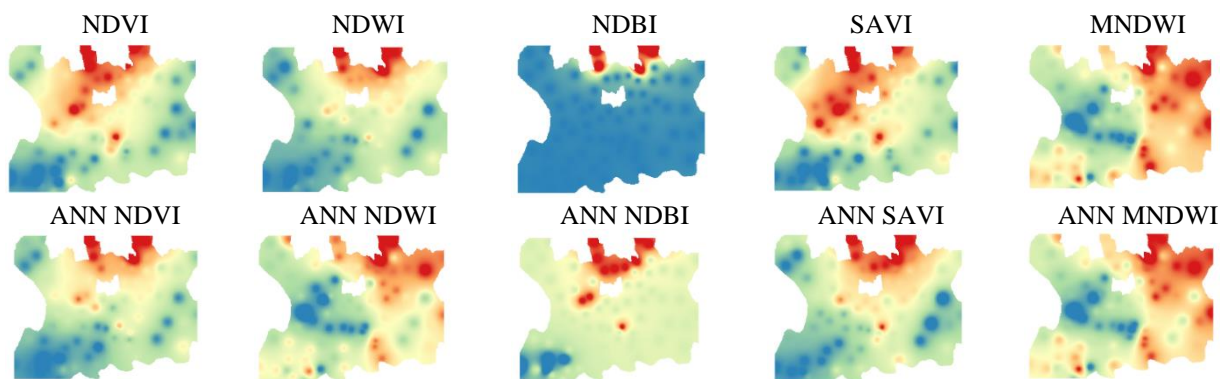
<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th colspan="2">Reference</th> </tr> <tr> <th>Prediction</th> <th>0</th> <th>1</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>0</th> <td>16</td> <td>1</td> </tr> <tr> <th>1</th> <td>1</td> <td>4</td> </tr> </tbody> </table>		Reference		Prediction	0	1	0	16	1	1	1	4	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th colspan="2">Reference</th> </tr> <tr> <th>Prediction</th> <th>rendah</th> <th>tinggi</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>rendah</th> <td>42</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>tinggi</th> <td>0</td> <td>8</td> </tr> </tbody> </table>		Reference		Prediction	rendah	tinggi	rendah	42	0	tinggi	0	8	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th colspan="2">Reference</th> </tr> <tr> <th>Prediction</th> <th>rendah</th> <th>tinggi</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>rendah</th> <td>43</td> <td>2</td> </tr> <tr> <th>tinggi</th> <td>0</td> <td>5</td> </tr> </tbody> </table>		Reference		Prediction	rendah	tinggi	rendah	43	2	tinggi	0	5
	Reference																																					
Prediction	0	1																																				
0	16	1																																				
1	1	4																																				
	Reference																																					
Prediction	rendah	tinggi																																				
rendah	42	0																																				
tinggi	0	8																																				
	Reference																																					
Prediction	rendah	tinggi																																				
rendah	43	2																																				
tinggi	0	5																																				

Gambar 5. Hasil *confusion matrix* dengan ANN, SVM, dan *Random Forest*

TABEL 6
NILAI AKURASI DAN KAPPA TIAP METODE



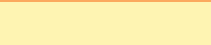


Metode Klasifikasi	Akurasi	Kappa
<i>Artificial Neural Network</i>	95.45%	86.05%
<i>Support Vector Machine</i>	90.91%	81.13%
<i>Random Forest</i>	90.91%	46.34%

Langkah yang terakhir yaitu melakukan prediksi spasial, langkah ini dilakukan interpolasi dengan metode *Inverse Distance Weighted (IDW)* menggunakan nilai indeks vegetasi dan hasil prediksi dari ANN untuk mendapatkan visualisasi pola spasial pada wilayah studi kasus yang terbagi menjadi dua tingkat risiko kerusakan lahan akibat bencana tsunami tiap desa. IDW dilakukan berdasarkan titik yang telah ditentukan, yaitu 72 desa pada Kabupaten Bantul. Perbandingan peta persebaran wilayah berdasarkan tingkat risiko tiap desa dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan Peta Persebaran Wilayah Risiko Kerusakan Lahan Antara Indeks Vegetasi dan Hasil Prediksi ANN

TABEL 7
SKALA WARNA DALAM PETA PERSEBARAN

No	Warna	Skala
1		0.161
2		0.184
3		0.207
4		0.230
5		0.253

Gambar 6 yang merupakan hasil interpolasi menggunakan metode IDW yang menghasilkan lima warna dengan skala yang berbeda, angka skala didapatkan dari hasil rata-rata tiap indeks vegetasi yang dibagi menjadi lima. Dari warna tersebut kemudian dikelompokkan menjadi dua, dimana risiko kerusakan lahan akibat tsunami rendah (*Low Risk*) memiliki gradasi warna kebiruan, jika warna biru semakin gelap, maka semakin rendah tingkat risiko kerusakan lahan, sedangkan risiko kerusakan lahan akibat tsunami tinggi (*High Risk*) memiliki gradasi warna kemerahan dan oranye, jika warnanya semakin merah, maka menandakan tingginya nilai risiko kerusakan lahan. Pada Tabel 7 diberikan skala warna dari peta persebaran yang ditampilkan atau legenda untuk Gambar 6.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian di atas, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan metode yang paling akurat untuk prediksi klasifikasi diantara metode *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil prediksi klasifikasi dengan metode ANN mendapatkan nilai akurasi sebesar 95.45% dan nilai kappa 86.08%. Hasil klasifikasi wilayah potensi risiko tinggi kerusakan lahan akibat tsunami (*High Risk*) dengan metode ANN mendapat hasil 7 desa, yaitu desa Wijiharjo, Imogiri, Banguntapan, Pendowoharjo, Bangunharjo, Ngestiharjo, dan Tirtonirmolo. Prediksi spasial menggunakan IDW menghasilkan peta persebaran wilayah potensi risiko rendah dan risiko tinggi kerusakan lahan akibat tsunami.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Witasari and Helfinalis, *Sumber Daya Laut di Perairan Pesisir Gunungkidul*, Yogyakarta. Jakarta: LIPI Press, 2015.
- [2] W. Budi and A. Pamungkas, "Perbandingan Karakteristik Oseanografi Pesisir Utara Dan," *Pros. Semin. Nas. Kelaut. dan Perikan.*, no. September, pp. 191–202, 2017.
- [3] M. Taufik, A. Kurniawan, and A. R. Putri, "Identifikasi Daerah Rawan Tanah Longsor Menggunakan SIG (Sistem Informasi Geografis)," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 2, pp. 78–82, 2016.
- [4] E. Yulaelawati, *Mencerdasi Bencana: Banjir, Tanah Longsor, Tsunami, Gempa Bumi, Gunung Api, Kebakaran*. Jakarta: Grasindo, 2008.
- [5] R. Setyadi, D. S., and S. Diposaptono, "Potensi Kerawanan Gelombang Tsunami Di Pesisir Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta," *J. Oseanografi*, vol. 4, no. 4, p. 190162, 2015.
- [6] P. C. Nugroho and Dkk, *IRBI INDEKS RISIKO BENCANA INDONESIA Tahun 2018*. Jakarta: Badan Nasional Penanggulangan Bencana, 2018.
- [7] F. Ayuningtyas and S. Y. J. Prasetyo, "Pemanfaatan Teknologi Machine Learning Untuk Klasifikasi Wilayah Risiko Kekeringan di Daerah Istimewa Yogyakarta Menggunakan Citra Landsat 8 Operational Land Imager (OLI)," *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, p. 13, 2020, doi:

- 10.26623/transformatika.v18i1.2140.
- [8] M. Lestari *et al.*, "Analisis Daerah Rawan Banjir Pada Daerah Aliran Sungai Tuntang Menggunakan Skoring dan Inverse Distance Weighted," *Indones. J. Model. Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–9, 2018.
- [9] M. Adeanti and C. Harist, "Analisis Spasial Kerapatan Bangunan dan Pengaruhnya Terhadap Suhu Studi Kasus di Kabupaten Bogor (Spatial Analysis of Building Density and Its Effect on Temperature)," *Semin. Nas. Geomatika Pengguna. dan Pengemb. Prod. Inormasi Geospasial Mendukung Daya Saing Nas.*, no. 14, pp. 529–536, 2018.
- [10] S. Kurniawan, W. O. Nurhaidar, and I. Salihin, "Optimalisasi Transformasi Spektral Ui, Ndbi, Ndvi dan Kombinasi Transformasi Spektral Ui-Ndvi dan Ndbi-Ndvi Guna Mendeteksi Kepadatan Lahan Terbangun di Kota Magelang," *J. Geogr. Apl. dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 13–22, 2017.
- [11] H. Muzaky and L. M. Jaelani, "Analisis Pengaruh Tutupan Lahan Terhadap Distribusi Suhu Permukaan : Kajian Urban Heat Island di Jakarta, Bandung, dan Surabaya," *J. Penginderaan Jauh Indones.*, vol. 01, no. 02, pp. 45–51, 2019.
- [12] F. S. Jumeilah, "Penerapan Support Vector Machine (SVM) untuk Pengkategorian Penelitian," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 1, no. 1, pp. 19–25, 2017, doi: 10.29207/resti.v1i1.11.
- [13] I. S. Dharma, I. A. Putera, and P. D. H. A. Ardana, "Artificial Neural Networks Untuk Pemodelan Curah Hujan-Limpasan Pada Daerah Aliran Sungai (Das)," vol. 11, pp. 9–22, 2011.
- [14] Z. Ibrahim, D. Isa, R. Rajkumar, and G. Kendall, "Document zone content classification for technical document images using artificial neural networks and support vector machines," *2nd Int. Conf. Appl. Digit. Inf. Web Technol. ICADIWT 2009*, no. March 2014, pp. 345–350, 2009, doi: 10.1109/ICADIWT.2009.5273957.
- [15] A. B. Wibisono and A. Fahrurrozi, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Dalam Pengklasifikasian Data Penyakit Jantung Koroner," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 3, pp. 161–170, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i3.2393.
- [16] S. Y. J. Prasetyo, K. D. Hartomo, M. C. Paseleng, D. W. Chandra, and E. Winarko, "Satellite imagery and machine learning for aridity disaster classification using vegetation indices," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 9, no. 3, pp. 1149–1158, 2020, doi: 10.11591/eei.v9i3.1916.
- [17] G. H. Pramono, "Accuracy of the IDW and kriging methods for interpolating the suspended sediment distribution in Maros, South Sulawesi," *Forum Geogr.*, vol. 22, no. 1, p. 145158, 2008.