

Algoritme deteksi kedatangan tsunami otomatis untuk sistem observasi tinggi muka air laut

by Joshian Schaduw 22

Submission date: 23-Feb-2022 12:32PM (UTC+0700)

Submission ID: 1768941164

File name: nal_Teknologi_dan_Sistem_Komputer,_9_4_,_2021,_180-190_Sesar.pdf (954.97K)

Word count: 5661

Character count: 32906

Algoritme deteksi kedatangan tsunami otomatis untuk sistem observasi tinggi muka air laut

Automatic tsunami arrival detection algorithm for sea level observation system

Sesar Prabu Dwi Sriyanto^{*,1,2)}, Ping Astony Angmalisang³⁾, Lusya Manu³⁾, Joshian N. W. Schadu³⁾, Calvyn F. A. Sondak³⁾, Rose O. S. E. Mantiri³⁾, Alfret Luasunaung³⁾, Deiske A. Sumilat³⁾

¹⁾Stasiun Geofisika Manado, Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika
Jl. Harapan 42, Manado, Sulawesi Utara, Indonesia 95161

²⁾Program Studi Magister Ilmu Perairan, FPIK, Universitas Sam Ratulangi
Jl. Kampus, Bahu, Manado, Sulawesi Utara, Indonesia 95115

³⁾Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Universitas Sam Ratulangi
Jl. Kampus, Bahu, Manado, Sulawesi Utara, Indonesia 95115

Cara sitasi: S. P. D. Sriyanto et al., "Algoritme deteksi kedatangan tsunami otomatis untuk sistem observasi tinggi muka air laut," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 9, no. 4, pp. 180-190, 2021. doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14009, [Online].

Abstract - The automatic tsunami detection algorithm needs to be put in the sea level observation system to give society a quick warning when a tsunami happens. This study designs an automatic tsunami detection algorithm consisting of three sub-algorithm: spike elimination, gap data filling, and tsunami detection. Spike elimination and gap data filling are used to improve the sea level data, which is often disturbed by spikes and gap data due to electronic factors. This algorithm was tested using time-series tide gauge data that contain tsunami waveforms in Indonesia from 2007-to 2019. About 54.52 % of 409 spikes have been eliminated while the gap data were successfully filled. Furthermore, tsunami detection, which uses DART (Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis) and TEDA (Tsunami Early Detection Algorithm) methods, can detect 7 of 10 tsunami waveforms. However, there are three undetected tsunamis and one false detection. This algorithm has an average delay of 7 minutes in detection time.

Keywords – tsunami detection algorithm; spike elimination; gap data filling; tide gauge

Abstrak - Agar dapat menginformasikan kedatangan tsunami dengan cepat kepada masyarakat, sistem observasi muka air laut perlu dilengkapi dengan algoritme deteksi tsunami otomatis. Penelitian ini bertujuan merancang algoritme deteksi tsunami yang terdiri dari 3 subalgoritme, yaitu eliminasi spike, pengisian data kosong, dan pendeteksi tsunami. Subalgoritme eliminasi spike dan pengisian data kosong digunakan untuk memperbaiki data observasi tinggi muka air laut yang sering terganggu oleh spike dan data kosong akibat faktor elektronik peralatan.

^{*} Penulis korespondensi (Sesar Prabu Dwi Sriyanto)
Email: sesar.sriyanto@bmgk.go.id

Hasil perancangan diuji dengan data historis tide gauge saat terjadi tsunami antara tahun 2007-2019. Hasilnya, spike telah tereliminasi sebanyak 54,52 % dari 409 kemunculan, sedangkan data kosong berhasil diisi 100%. Pendeteksian tsunami yang menggunakan metode DART (Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis) dan TEDA (Tsunami Early Detection Algorithm) mampu mendeteksi 7 dari 10 sinyal tsunami, namun masih ada 3 sinyal yang tidak terdeteksi dan 1 kesalahan deteksi. Selain itu, rata-rata waktu pendeteksian tsunami sekitar 7,7 menit setelah tiba di lokasi tide gauge.

Kata Kunci – algoritme deteksi tsunami; eliminasi spike; pengisian data kosong; tide gauge

I. PENDAHULUAN

Sejak tahun 2008, di Indonesia telah dibangun sistem peringatan dini tsunami yang secara resmi dinamakan *Indonesia Tsunami Early Warning System* (Ina-TEWS) [1]. Prinsip kerja Ina-TEWS adalah saat teridentifikasi adanya gempa bumi besar yang diperkirakan membangkitkan tsunami, maka berita peringatan dini tsunami akan disebarluaskan kepada masyarakat dalam waktu maksimum 5 menit. Parameter gempa bumi ini akan menjadi masukan dalam perangkat *Decision Support System (DSS)* yang akan mengeluarkan prediksi tsunami dari model perhitungan. Selanjutnya, peralatan pengamatan perubahan tinggi muka air laut seperti *buoy* dan *tide gauge* digunakan untuk mengkonfirmasi apakah tsunami benar terjadi atau tidak [2].

Namun demikian, fenomena pembangkit tsunami tidak hanya dari gempa bumi, melainkan juga berasal dari aktivitas vulkanik, tanah longsor, jatuhnya meteor, atau fenomena meteorologi khusus. Fenomena-fenomena ini masih sulit dikenali karakteristiknya untuk dijadikan sumber pembangkit pemodelan tsunami dalam

sistem peringatan dini tsunami. Sebagai contoh, Grilli dkk. [3] menjelaskan bahwa kejadian tsunami Selat Sunda 2018 yang dibangkitkan oleh longsoran lateral tubuh gunung Krakatau masih belum bisa diidentifikasi dengan pasti karakteristik pendahulunya sehingga menyebabkan Ina-TEWS tidak berfungsi dengan baik pada peristiwa ini. Untuk mengatasi hal ini, sistem peringatan dini tsunami perlu mempertimbangkan tidak hanya data kejadian gempa bumi, namun juga data pemantauan perubahan tinggi muka air laut sebagai data primer untuk mengeluarkan berita peringatan dini tsunami karena hingga saat ini hanya pemantauan perubahan tinggi muka air laut secara langsung yang dapat mengkonfirmasi tsunami secara aktual [4]. Pemantauan perubahan muka air laut tersebut juga perlu dibarengi dengan penerapan algoritme pendeteksi otomatis sehingga dapat menginformasikan kedatangan tsunami secara cepat kepada masyarakat.

Telah banyak algoritme pendeteksi tsunami yang dikembangkan. Salah satu algoritme yang banyak dikenal dari [1] hingga sekarang dioperasikan adalah algoritme DART (*Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis*), yang dikembangkan oleh Mofjeld [5] di Laboratorium lingkungan kelautan Pasifik (*Pacific Marine Environmental Laboratory*). Biaya komputasi yang sangat murah, kemudahan dalam implementasi, dan efektivitas dalam mendeteksi tsunami adalah tiga keunggulan dari algoritme DART ini bila dibandingkan dengan algoritme lain [6]. Prinsip kerja algoritme ini adalah memprediksi ketinggian muka air laut menggunakan persamaan polinomial kubik dari data tiga jam sebelumnya. Apabila selisih prediksi tinggi muka air laut dari DART dengan nilai observasi melebihi batas (*threshold*) yang ditetapkan, maka alarm peringatan tsunami akan muncul.

Berbeda dengan Mofjeld [5], Bressan dan Tinti [7] mengembangkan algoritme deteksi tsunami berbasis karakteristik kemiringan sinyal tinggi muka air laut, yang disebut dengan TEDA (*Tsunami Early Detection Algorithm*). Karakteristik gelombang tsunami yang lebih impulsif daripada pola sinyal tinggi muka air laut biasa menyebabkan tsunami bisa dideteksi dari kemiringan sinyal tinggi muka air laut tersebut. Bressan dan Tinti [7] menerapkan algoritme ini pada alat *tide gauge* yang terpasang di dermaga pantai. Apabila dibandingkan dengan peralatan observasi tinggi muka air laut yang lain, penggunaan *tide gauge* pada sistem peringatan dini tsunami relatif lebih murah dan mudah untuk dipelihara [8].

Algoritme deteksi DART dan TEDA ini sangat bergantung [6] pada kelengkapan data deret waktu pengamatan tinggi muka air laut. Pada kenyataannya, data deret waktu tinggi muka air laut biasanya banyak yang kosong akibat dari galat pada perangkat elektronik peralatan. Selain data kosong, faktor elektronik ini juga sering menyebabkan gangguan berupa data yang menyimpang, atau sering disebut dengan istilah *spike* [9], [10]. Oleh karena itu, Lee dan Park [11] menambahkan algoritme eliminasi *spike* dan pengisi data kosong sebelum mengaplikasikan algoritme DART dan TEDA untuk mendeteksi tsunami.

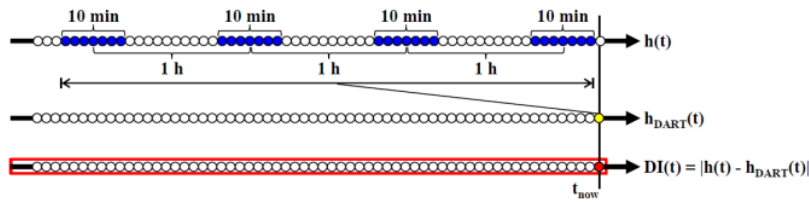
Algoritme yang dikembangkan oleh Lee dan Park [11] ini bisa diadopsi untuk penerapan pada alat *tide gauge* yang dipasang di wilayah Indonesia untuk mendeteksi tsunami. Algoritme ini dinilai cukup bagus karena tidak hanya untuk mendeteksi tsunami, melainkan juga mengakomodir perbaikan data deret waktu tinggi muka air laut yang biasanya terdapat *spike* dan data kosong. Selain itu, algoritme ini juga menggabungkan dua algoritme untuk mendeteksi tsunami yang manfaatnya adalah bisa mengurangi kemungkinan kesalahan deteksi. Serangkaian algoritme tersebut membutuhkan nilai-nilai batas yang bisa berbeda di masing-masing lokasi peralatan sehingga perlu diketahui nilai batas yang sesuai bila akan diadopsi di Indonesia. Penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja algoritme tersebut dan menentukan nilai-nilai batas yang sesuai.

II. METODE PENELITIAN

A. Algoritme deteksi tsunami

Secara umum, algoritme pendeteksi tsunami yang dikembangkan oleh Lee dan Park [11] tersebut terdiri dari tiga sub algoritme, yaitu eliminasi *spike*, pengisian data kosong, dan pendeteksian tsunami. Pada tahapan pertama, dilakukan eliminasi *spike* yang merupakan data pencilan atau data simpangan akibat faktor elektronik peralatan atau faktor meteorologi [12]. Data ini perlu dieliminasi agar tidak mengganggu proses deteksi dengan menerapkan algoritme modifikasi metode Tukey 53H dari Goring dan Nikora [13]. Prinsip dari metode ini adalah data simpangan bisa dikenali dengan deret waktu yang dibentuk dari [12] ai median. Untuk mengenali adanya *spike*, langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut :

- Membentuk sinyal $u_i^{(1)}$ yang merupakan nilai median dari data asli u_{i-5} sampai u_{i+5}
- Membentuk sinyal $u_i^{(2)}$ yang merupakan nilai median dari data $u_{i-1}^{(1)}$ sampai $u_{i+1}^{(1)}$
- Membentuk filter penghalus *Hanning* dengan rumus $u_i^{(3)} = \frac{1}{4}(u_{i-1}^{(2)} + 2u_i^{(2)} + u_{i+1}^{(2)})$
- Membentuk sinyal $\Delta_i = |u_i - u_i^{(3)}|$
- Membentuk sinyal $d_i^{(1)}$ yang merupakan nilai median dari data Δ_{i-5} sampai Δ_{i+5}
- Membentuk sinyal $d_i^{(2)}$ yang merupakan nilai median dari data $d_{i-1}^{(1)}$ sampai $d_{i+1}^{(1)}$
- Membentuk filter penghalus *Hanning* dengan rumus $d_i^{(3)} = \frac{1}{4}(d_{i-1}^{(2)} + 2d_i^{(2)} + d_{i+1}^{(2)})$
- Membentuk sinyal $\Delta_i^{(2)} = |\Delta_i - d_i^{(3)}|$
- Membentuk sampel $d_i^{(3)}$ dengan rumus $s_i = k \times m_i$, k merupakan nilai konstanta yang bernilai 5, sedangkan m_i merupakan nilai maksimal dari setiap 100 data dari $d_{i-50}^{(3)}$ sampai $d_{i+50}^{(3)}$



Gambar 1. Skema proses deteksi tsunami dengan metode DART. Lingkaran biru menunjukkan data yang digunakan untuk menghasilkan data lingkaran kuning di deret waktu selanjutnya. Kotak merah menunjukkan bahwa keseluruhan data deret waktu tersebut dihasilkan dari perhitungan keseluruhan data deret waktu parameter sebelumnya [12]

- j. Apabila $\Delta_i^{(2)}$ lebih dari s_i , maka teridentifikasi sebagai *spike*
- k. Mengganti nilai yang dianggap *spike* tersebut dengan interpolasi linier.

Data pengamatan tinggi muka air laut harus dilengkapi sebelum masuk dalam tahap pendeteksian tsunami. Untuk mengisi kekosongan data pengamatan tinggi muka air laut, lama kekosongan data tersebut diidentifikasi terlebih dahulu apakah lebih dari nilai batas yang ditentukan atau tidak. Pengklasifikasian rentang waktu kekosongan data menjadi rentang kosong pendek atau rentang kosong panjang ini digunakan agar proses pengisian data bisa berjalan dengan efektif.

Pada kasus rentang kosong pendek, pengisian data dilakukan menggunakan metode interpolasi sederhana, sementara itu untuk kasus rentang kosong panjang tidak bisa menggunakan interpolasi karena pola data tinggi muka air laut tidak linier [14]. Ketidaklinieran pola data deret waktu tinggi muka air laut ini karena data tinggi muka air laut membentuk gelombang pasang surut dengan periode rata-rata 12 jam. Berbeda dengan Lee dan Park [14] yang menggunakan metode interpolasi linier untuk mengisi data pada rentang kosong pendek, penelitian ini menggunakan metode interpolasi kubik spline untuk mengisi kekosongan data rentang pendek. Rosidi [15] menyebutkan bahwa interpolasi kubik spline ini bisa menghasilkan kurva tergabung yang lebih halus dibandingkan interpolasi linier yang akan membentuk kurva datar dengan sudut tajam.

Sementara itu, untuk kasus rentang kosong panjang, data tinggi muka air laut diisi dengan data di waktu lampau yang sesuai dengan pola saat data kosong. Metode ini dilakukan karena pola data deret waktu tinggi muka air laut diasumsikan akan mengikuti pola data sebelumnya [14]. Dalam metode ini, yang pertama dilakukan adalah mencari pola perubahan tinggi muka air laut di waktu lampau yang mirip dengan pola tinggi muka air laut tepat sebelum data kosong. Kemiripan pola ini dihitung menggunakan rumusan rata-rata kesalahan absolut (*Mean Absolute Error* atau MAE), yang semakin kecil nilainya dianggap semakin mirip. Setelah ditemukan pola yang mirip, data tinggi muka air laut di waktu lampau tersebut digunakan untuk mengisi data kosong [14]. Meskipun memiliki pola yang mirip, data di waktu lampau tersebut tidak bisa langsung digunakan untuk mengisi rentang data kosong karena

ada perbedaan nilai tinggi muka air laut sehingga perlu disesuaikan agar data deret waktu berlanjut secara kontinyu menggunakan *end-point fixing method* (EPFM) [11], [12], [14].

Selisih tinggi muka air laut antara data aktual dengan data isian pada awal dan akhir digunakan untuk menghitung pergeseran masing-masing titik isian menggunakan Persamaan 1 [12]. $H_{EP}(t)$ dan $H_{ori}(t)$ masing-masing adalah nilai tinggi muka air laut setelah dan sebelum perhitungan EPFM, a dan b masing-masing adalah selisih antara data aktual dengan data isian pada titik awal dan titik akhir, c adalah waktu pada titik awal data isian, dan d adalah panjang waktu data isian.

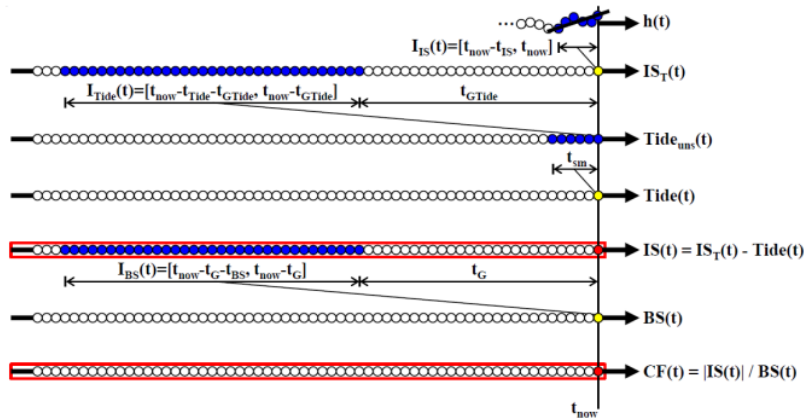
$$H_{EP}(t) = H_{ori}(t) + \frac{b-a}{d}(t-c) + a, c \leq t \leq c+d \quad (1)$$

Setelah data tinggi muka air laut lengkap dan tidak ada *spike*, kombinasi metode DART dan TEDA diaplikasikan untuk mendeteksi tsunami. Dalam metode DART, prediksi tinggi muka air laut dilakukan di waktu sekarang menggunakan nilai rata-rata data rekaman 10 menit pada rentang waktu 3 jam sebelumnya (\bar{h}) dan koefisien yang didapatkan dari formula diferensial terbagi Newton (*Newton's forward divided difference formula*) (ω_i). Nilai prediksi tinggi muka air laut waktu sekarang (h_{DART}) dapat dihitung menggunakan Persamaan 2. Nilai h_{DART} kemudian dibandingkan dengan nilai tinggi muka air laut sebenarnya ($h(t)$) untuk mendapatkan indeks DART (DI) yang merupakan salah satu parameter syarat yang digunakan pada proses deteksi tsunami dengan Persamaan 3. Gambar 1 menunjukkan skema proses deteksi tsunami menggunakan metode DART [12].

$$h_{DART}(t) = \sum_{i=0}^3 \omega_i \bar{h}_i \quad (2)$$

$$DI(t) = |h(t) - h_{DART}(t)| \quad (3)$$

Prinsip dasar metode TEDA yang dikembangkan oleh Bressan dan Tinti [7] adalah mendeteksi sinyal tsunami yang memiliki karakteristik impulsif. Karakteristik kemiringan sinyal gelombang tsunami yang berbeda dengan sinyal akibat faktor lain dapat dideteksi menggunakan algoritme yang dinamakan



Gambar 2. Skema proses deteksi tsunami menggunakan metode TEDA. Lingkaran biru menunjukkan data yang digunakan untuk menghasilkan data lingkaran kuning di deret waktu selanjutnya. Kotak merah menunjukkan bahwa keseluruhan data deret waktu tersebut dihasilkan dari perhitungan keseluruhan data deret waktu parameter sebelumnya [12]

SLOPE [12]. Skema deteksi tsunami menggunakan metode TEDA dengan algoritma SLOPE ditunjukkan pada Gambar 2. Gradien kemiringan sinyal dengan interval waktu t_S dihitung dengan metode kuadrat terkecil untuk membentuk sinyal baru IS_T . Rata-rata IS_T dalam interval waktu t_{Tide} pada rentang waktu t_{GTide} sebelum waktu sekarang dihitung untuk membentuk sinyal $Tide_{ums}$. Sinyal Tide dihitung dari rata-rata $Tide_{ums}$ dalam interval waktu t_{sm} . Hasil pengurangan antara sinyal IS_T dengan sinyal Tide merupakan sinyal IS (*Instantaneous Slope*) yang digunakan sebagai parameter syarat kedua untuk deteksi tsunami.

Selain IS, metode TEDA juga menambahkan satu parameter syarat yang dinamakan sinyal CF (*Control Function*). Sinyal CF dihitung dari absolut pembagian sinyal IS dengan BS (*Background Slope*) yang merupakan hasil perkalian antara nilai standar deviasi sinyal IS dalam interval t_{BS} dengan $\sqrt{2}$. Tabel 1 menunjukkan rangkuman parameter yang digunakan pada tahap deteksi tsunami.

B. Penentuan parameter nilai batas dan evaluasi kinerja

Kondisi lokal perairan sangat berbeda pada masing-masing lokasi penempatan *tide gauge*. Dinamika pesisir dan kondisi geomorfologi pantai akan mempengaruhi pola tinggi muka air laut yang terekam pada *tide gauge* sehingga perlu dilakukan penentuan nilai-nilai batas yang digunakan pada algoritme pendeteksi tsunami [8]. Hal ini dilakukan agar algoritme pendeteksi bisa mengenali tsunami dengan baik. Empat nilai batas perlu ditentukan terlebih dahulu sebelum algoritme deteksi tsunami bisa dijalankan, yaitu nilai batas klasifikasi waktu rentang kosong pada sub algoritme pengisian data kosong, serta nilai batas indeks DART, IS, dan CF yang ada pada sub algoritme pendeteksian tsunami.

Untuk nilai batas waktu rentang kosong, nilai batas ditentukan dengan membandingkan pola data isian dengan data sebenarnya pada 35 sampel variasi rentang data kosong yang terdiri dari 1 jam, 1,5 jam, 2 jam, 2,5 jam, 3 jam, 3,5 jam, 4 jam, 4,5 jam, dan 5 jam. Data

Tabel 1. Parameter yang digunakan pada algoritme deteksi tsunami [12]

Algoritme	Parameter/ Batas	Nilai	Deskripsi
DART	ω_0	2,1957	Koefisien hasil formula diferensial terbagi Newton
	ω_1	-2,2038	Koefisien hasil formula diferensial terbagi Newton
	ω_2	1,3233	Koefisien hasil formula diferensial terbagi Newton
	ω_3	-0,3152	Koefisien hasil formula diferensial terbagi Newton
SLOPE	t_S	10 menit	Interval waktu perhitungan sinyal IS_T
	t_{Tide}	1 jam	Interval waktu perhitungan estimasi kemiringan pasut ($Tide_{ums}$)
	t_{GTide}	16 menit	Selisih waktu untuk menghitung $Tide_{ums}$ agar terbebas dari gelombang anomali yang datang
	t_{sm}	6 menit	Interval waktu untuk mengurangi osilasi kemiringan pasut karena periode gelombang panjang
	t_{BS}	1 jam	Interval waktu untuk menghitung BS
	t_g	15 menit	Waktu tunda untuk mereduksi korelasi antara IS dan BS

Tabel 2. Daftar kejadian tsunami dan data *tide gauge* yang digunakan pada penelitian

No	Kejadian Tsunami		Lokasi	Dataset Tide Gauge
	Tanggal	Waktu (UTC)		Interval data
1	12/09/2007	11:10:27	Padang, Sumatera Barat	31/08/2007 00:00 – 29/09/2007 20:06
2	25/02/2008	08:36:33	Padang, Sumatera Barat	10/02/2008 00:00 – 11/03/2008 00:00
3	16/08/2009	07:38:22	Padang, Sumatera Barat	01/08/2009 00:00 – 31/08/2009 00:00
4	30/09/2009	10:16:09	Padang, Sumatera Barat	15/09/2009 00:00 – 15/10/2009 00:00
5	06/04/2010	22:15:01	Padang, Sumatera Barat	17/03/2010 23:00 – 17/04/2010 00:00
6	06/04/2010	22:15:01	Sibolga, Sumatera Utara	17/03/2010 23:00 – 17/04/2010 00:00
7	25/10/2010	14:42:22	Padang, Sumatera Barat	10/10/2010 01:00 – 09/11/2010 00:00
8	11/04/2012	08:38:37	Padang, Sumatera Barat	31/03/2012 00:00 – 30/04/2012 00:00
9	11/04/2012	08:38:37	Sibolga, Sumatera Utara	31/03/2012 00:00 – 30/04/2012 00:00
10	11/04/2012	08:38:37	Sabang, Aceh	31/03/2012 00:00 – 30/04/2012 00:00
11	02/03/2016	12:49:11	Padang, Sumatera Barat	14/02/2016 00:00 – 15/03/2016 00:00
12	14/11/2019	16:17:40	Bitung, Sulawesi Utara	31/10/2019 00:00 – 30/11/2019 00:00

isian yang bagus merupakan data isian yang memiliki tingkat kesamaan tinggi dengan data sebenarnya. Tingkat kesamaan yang tinggi ini ditunjukkan dari nilai MAE yang paling kecil. Data tinggi muka air laut yang membentuk pola gelombang pasang surut menyebabkan perlu dilakukannya peninjauan hasil data isian pada dua bagian utama gelombang, yaitu di bagian kurva miring dan kurva puncak/lembah.

Nilai batas indeks DART, IS, dan CF sebagai parameter syarat terdeteksinya tsunami ditentukan dengan mengidentifikasi karakteristik nilai indeks DART, IS, dan CF pada data tinggi muka air laut saat tsunami dan tidak tsunami. Nilai optimum yang bisa dijadikan batas indeks DART, IS, dan CF pada saat tsunami dianalisis menggunakan data historis beberapa tsunami yang pernah terjadi di Indonesia.

Setelah serangkaian algoritme ini bisa dijalankan menggunakan nilai batas yang telah disesuaikan, evaluasi kinerja masing-masing sub algoritme dilakukan untuk mengetahui apakah sinyal tsunami bisa dideteksi dengan sebelumnya diperbaiki gangguan *spike* dan data kosongnya. Analisis kemampuan algoritme dalam ketepatan deteksi dilakukan menggunakan tabel kontingensi yang berisi empat kategori kelas berdasarkan hasil deteksi algoritme dan observasi, yaitu Benar Positif (BP) ketika deteksi algoritme dan observasi sama-sama menunjukkan ada tsunami, Benar Negatif (BN) ketika deteksi algoritme dan observasi sama-sama menunjukkan tidak ada tsunami, Salah Positif (SP) ketika deteksi algoritme menunjukkan ada tsunami tetapi pada kenyataannya tidak ada, dan Salah Negatif (SN) ketika deteksi algoritme tidak menunjukkan ada tsunami tetapi kenyataannya terjadi [16].

Setelah diperoleh nilai untuk masing-masing kategori, penghitungan nilai akurasi klasifikasi (AK) yang merupakan persentase kebenaran hasil deteksi terhadap seluruh data dilakukan dengan Persamaan 4 [17]. Selain itu, ketepatan deteksi juga dinilai dengan menghitung selisih waktu ketika tsunami terdeteksi oleh algoritme dibandingkan dengan waktu tiba tsunami sebenarnya. Selisih waktu yang juga disebut dengan waktu residual ini dapat menunjukkan tingkat sensitivitas algoritme

deteksi terhadap perubahan muka air yang berkaitan dengan tsunami.

$$AK = \frac{BP + BN}{BP + SP + BN + SN} \times 100\% \quad (4)$$

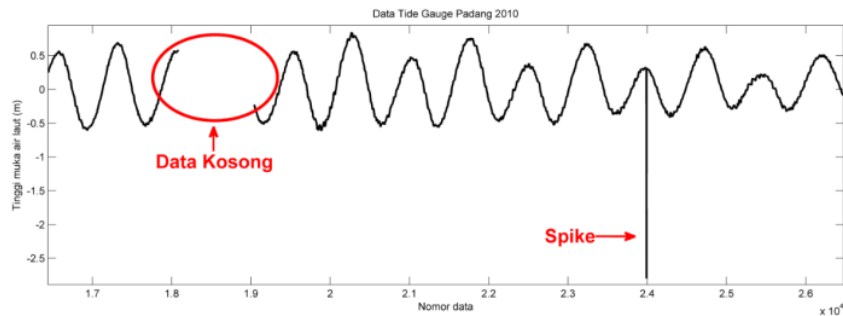
C. Data penelitian

Data yang digunakan adalah data historis hasil rekaman *tide gauge* saat terjadi tsunami di wilayah Indonesia. Data tersebut diperoleh dari situs monitoring stasiun pengukur tinggi muka air laut global yang merupakan bagian dari program IOC (Intergovernmental Oceanographic Commission) milik UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization)¹. Tercatat ada sembilan tsunami yang terekam baik pada beberapa *tide gauge* di Indonesia selama periode waktu antara tahun 2007-2019. Tidak semua tsunami yang terjadi dalam rentang waktu tersebut tersedia datanya karena banyak *tide gauge* yang tidak masuk dalam basis data IOC. Tabel 2 menunjukkan daftar kejadian tsunami dan dataset *tide gauge* yang digunakan pada kajian ini.

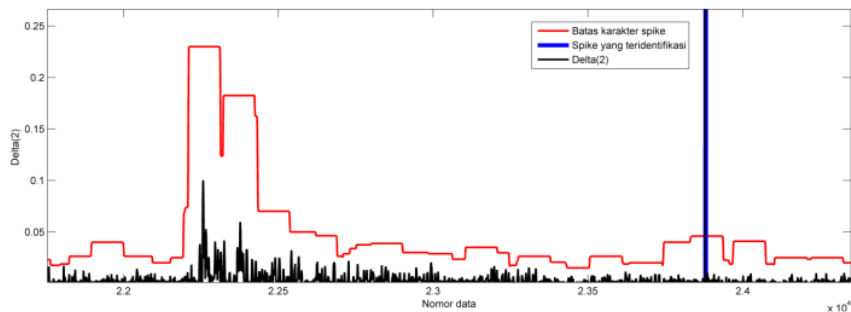
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data historis pengamatan tinggi muka air laut yang digunakan pada penelitian ini sebagian besar terganggu oleh faktor peralatan dalam bentuk *spike* dan data kosong. Gangguan *spike* hampir selalu muncul pada setiap dataset, kecuali pada dataset hasil observasi *tide gauge* Padang dalam rentang waktu 1 Agustus hingga 31 Agustus 2009. Gangguan data kosong juga muncul pada setiap dataset dengan berbeda-beda rentang waktu kosongnya, kecuali pada dataset dari *tide gauge* Bitung dalam rentang waktu 31 Oktober hingga 30 November 2019 yang lengkap. Gambar 3 menunjukkan contoh data observasi *tide gauge* Padang bulan April 2010 yang terganggu oleh *spike* dan data kosong.

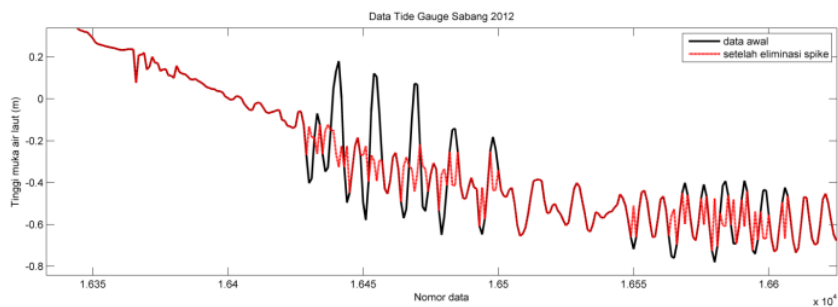
¹ Dapat diakses melalui <http://www.ioc-sealevelmonitoring.org/>



Gambar 3. Data observasi *tide gauge* Padang bulan April 2010 yang terganggu oleh *spike* dan data kosong



Gambar 4. Contoh proses eliminasi *spike* menggunakan batas karakter yang tidak statis pada data *tide gauge* Padang bulan September 2009

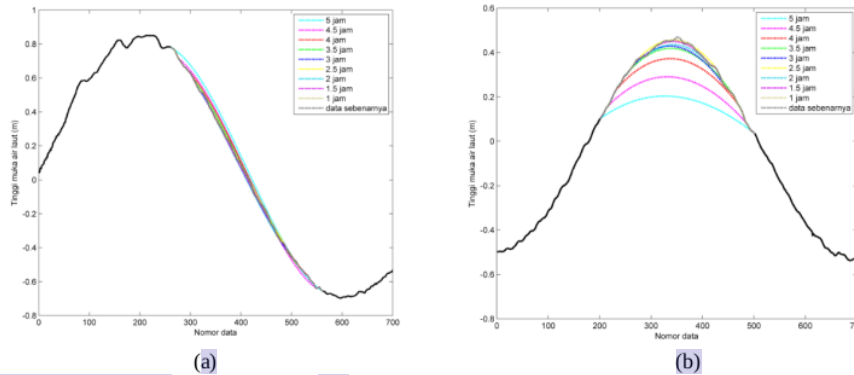


Gambar 5. Perbandingan sinyal tsunami sebelum dan sesudah tereliminasi dengan batas karakter *spike* dari Goring dan Nikora [13]

A. Subalgoritme eliminasi *spike*

Modifikasi sub algoritme eliminasi *spike* dari metode Tukey 53H cukup efektif dalam mengidentifikasi ¹⁴ mengeliminasi keberadaan *spike-spike* pada data tinggi muka air laut. Berbeda dengan metode Tukey 53H yang digunakan oleh Goring dan Nikora [13], algoritme eliminasi *spike* pada penelitian ini tidak menggunakan nilai tertentu sebagai nilai batas karakter *spike*, namun nilainya berubah mengikuti pola tinggi muka air laut yang tidak terganggu *spike*. Pola yang terbentuk seperti garis merah pada Gambar 4 ini diperoleh dengan menghitung fungsi s_i . Algoritme ini mampu mengeliminasi sebanyak 54,52 % dari total 409

spike, sedangkan sisanya tidak tereliminasi karena *spike* yang muncul sangat kecil dan rapat sehingga algoritme mengenali sebagai pola tinggi muka air laut biasa. Selain itu, ada sekitar 37 kesalahan identifikasi yang sebenarnya bukan *spike*. Adanya beberapa *spike* yang tidak teridentifikasi dan kesalahan identifikasi ini tidak menjadi masalah karena tidak mengganggu proses pendeteksian tsunami. Hal ini berbeda dengan penggunaan nilai batas karakter *spike* dari Goring dan Nikora [13] yang menyebabkan terganggunya proses pendeteksian tsunami karena ada sinyal tsunami yang teridentifikasi sebagai *spike*, sehingga nilai ¹⁴ tinggi muka air lautnya berubah seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 6. Perbandingan pola grafik data asli dengan data isian pada berbagai rentang panjang data kosong saat (a) kurva miring dan (b) kurva puncak

B. Subalgoritme pengisian data kosong

Hasil pengisian data kosong menggunakan interpolasi kubik spline sangat bergantung dari rentang waktu kekosongan data. Secara umum, semakin panjang data yang kosong, maka semakin rendah tingkat akurasi hasil isian datanya. Pada Gambar 6 ditunjukkan perbandingan pola data asli dengan pola data isian dengan variasi panjang data kosong. Selain bergantung dari panjang data kosong, lokasi kurva kekosongan data juga berpengaruh. Lokasi kekosongan data saat kurva miring lebih akurat hasil isian daripada saat kurva puncak/lembah. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3, nilai MAE hasil isian data pada kurva miring yang berkisar antara 0,000816585 hingga 0,016463949 relatif lebih kecil daripada hasil isian saat kurva puncak/lembah yang memiliki nilai MAE berkisar 0,000964095 hingga 0,068536557. Pola grafik yang berbentuk lurus pada saat kurva miring menyebabkan hasil isian interpolasi kubik spline lebih mendekati pola data asli daripada saat kurva puncak/lembah yang memiliki pola grafik melengkung.

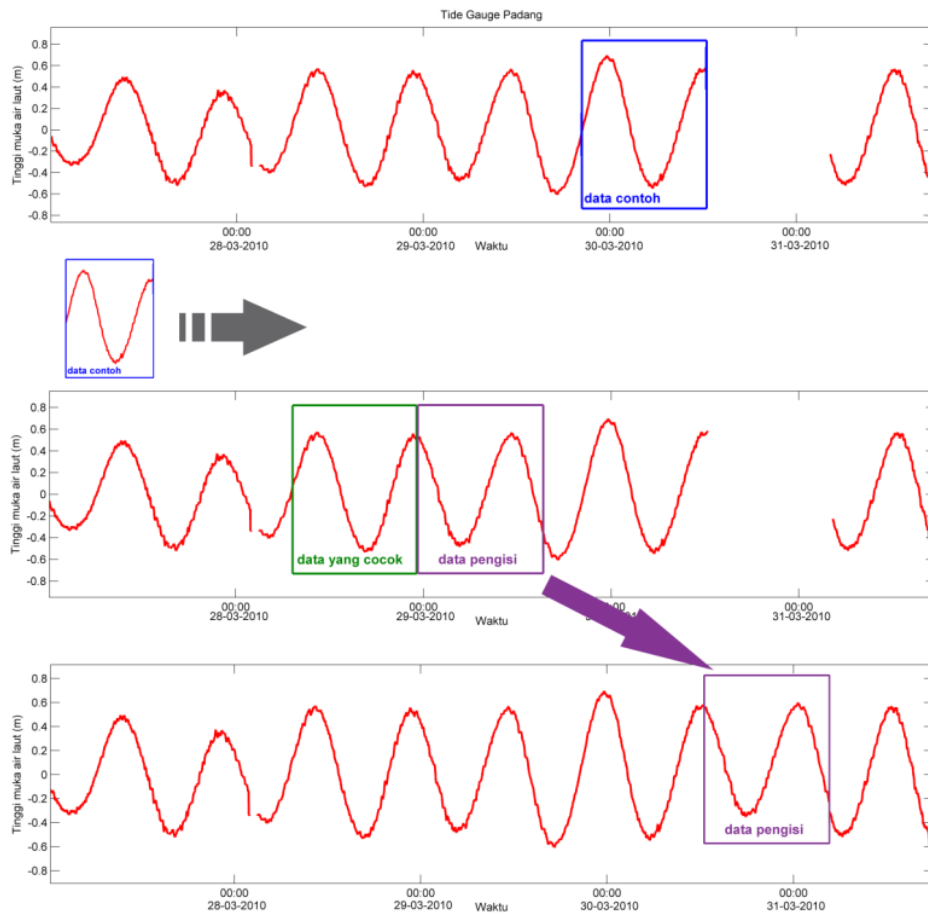
Hasil ini menunjukkan bahwa batas ukuran data kosong bernilai 1 jam paling sesuai digunakan untuk algoritme pengisian data kosong. Selain memiliki akurasi yang bagus, persentase data kosong kurang dari 1 jam yang mencapai 98,5 % dari 3170 kejadian data kosong menyebabkan proses komputasi pengisian data lebih efektif. Apabila dibandingkan dengan nilai batas 4 jam yang digunakan oleh Lee et al. [12], akurasi hasil isian data kosong menggunakan nilai batas 1 jam lebih baik pada berbagai kondisi kurva. Lee et al. [12] tidak menjelaskan detail tentang metode penentuan nilai batas tersebut. Penentuan nilai batas oleh Lee et al. [12] diperkirakan belum menganalisis perbedaan hasil isian pada saat kurva puncak/lembah yang memiliki model grafik lengkung dengan saat kurva miring yang memiliki model grafik lurus.

Sementara itu, proses pengisian data pada rentang kosong panjang telah berjalan dengan baik. Salah satu contohnya adalah data kosong pada *tide gauge* Padang mulai pukul 12:21 UTC tanggal 30 Maret 2010 hingga

Tabel 3. Perbandingan nilai MAE setiap ukuran data isian terhadap data sebenarnya pada kondisi kurva puncak dan kurva miring

Ukuran Data Kosong	MAE Kurva Puncak/Lembah	MAE Kurva Miring
1 jam	0,000964095	0,000816585
1,5 jam	0,001597940	0,001553277
2 jam	0,003582274	0,002827485
2,5 jam	0,002969024	0,001846113
3 jam	0,005985807	0,002324784
3,5 jam	0,007401112	0,003405298
4 jam	0,018186898	0,006311327
4,5 jam	0,042482645	0,009235192
5 jam	0,068536557	0,016463949

pukul 04:22 UTC tanggal 31 Maret 2010. Kekosongan data yang mencapai 961 menit atau sekitar 16 jam ini berhasil diisi dengan mengambil data dari waktu sebelumnya mulai pukul 23:34 UTC tanggal 28 Maret 2010 hingga pukul 15:53 UTC tanggal 29 Maret 2010. Proses pengisian tersebut pertama-tama dilakukan dengan mengambil data antara tanggal 29 Maret 2010 pukul 20:02 UTC hingga tanggal 30 Maret 2010 pukul 12:21 UTC yang berada tepat sebelum data kosong sebagai data contoh untuk mencocokkan dengan data yang dicari. Setelah dilakukan pencocokan pola dengan data contoh, maka didapatkan rangkaian data mulai tanggal 28 Maret 2010 pukul 07:15 UTC hingga pukul 23:34 UTC yang paling cocok dengan nilai MAE sebesar 0,04892. Selanjutnya, rangkaian data sepanjang 961 menit tepat setelah data yang cocok tersebut inilah yang dijadikan data pengisi. Secara sederhana, rangkaian proses pengisian pada data *tide gauge* Padang bulan Maret tahun 2010 tersebut ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Contoh proses pengisian data rentang kosong panjang pada tide gauge Padang bulan Maret 2010. (a) Identifikasi rentang data yang dijadikan contoh, (b) proses pencarian data yang cocok, dan (c) pengisian data kosong menggunakan data yang berada tepat setelah rentang data yang cocok.

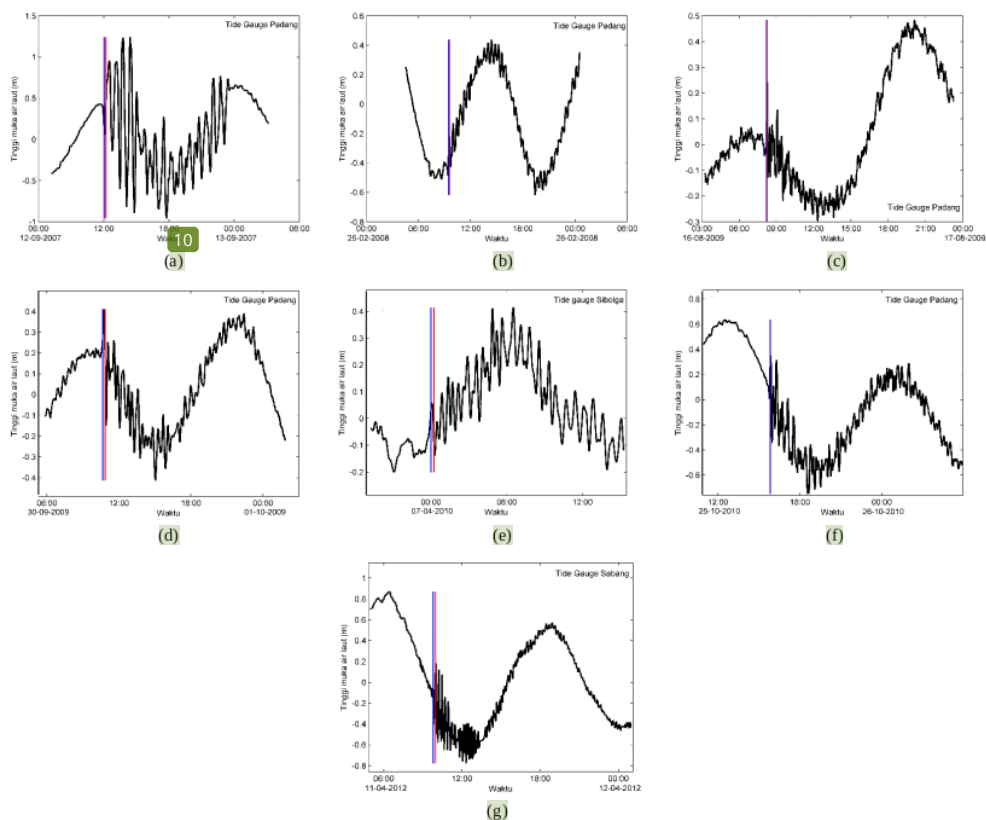
C. Subalgoritme pendeteksi tsunami

Tiga syarat yang harus terpenuhi untuk bisa menentukan suatu perubahan tinggi muka air laut berkaitan dengan tsunami adalah nilai indeks DART, IS, dan CF telah melewati nilai batas yang ditentukan. Hasil analisis menggunakan 12 dataset catatan tsunami yang terjadi antara 2007-2019 diperoleh nilai optimum untuk batas indeks DART, IS, dan CF masing-masing adalah 0,3, 0,02, dan 4. Penggunaan nilai-nilai batas ini dalam algoritme deteksi tsunami mampu memperoleh angka klasifikasi sebesar 69,23 % dengan berhasil mendeteksi kemunculan tsunami sebanyak 7 kali dari 10 data tsunami yang terobservasi. Pada Gambar 8 ditunjukkan sinyal tsunami yang terdeteksi oleh algoritme otomatis ini.

Pola data deret waktu tinggi muka air laut yang sangat dipengaruhi oleh faktor pasang surut air laut menyebabkan data isian selalu berasal dari waktu pasang surut yang sama. Sebagai contoh, apabila data

kosong terjadi pada waktu pasang purnama (*spring tide*), maka data isian akan berasal dari waktu pasang purnama juga. Hal ini disebabkan karena pola pasang surut saat pasang purnama dengan pasang perbani berbeda. Selisih variasi tinggi muka air laut pada saat pasang purnama jauh lebih besar daripada saat pasang perbani sehingga pola data dari waktu pasang perbani tidak bisa digunakan untuk data kosong saat pasang purnama dan sebaliknya.

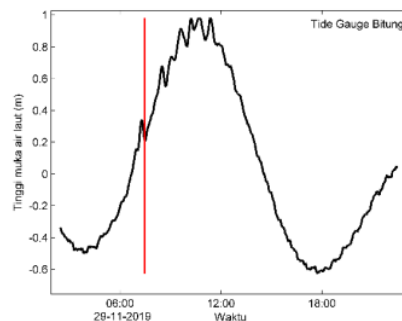
Selain itu, algoritme ini juga mampu meminimalisir kesalahan deteksi dengan hanya sekali melakukan kesalahan. Namun demikian, masih ada tiga sinyal tsunami yang tidak bisa dideteksi oleh algoritme ini karena perubahan tinggi muka air lautnya sangat kecil. Ketiga sinyal tsunami ini antara lain sinyal tsunami 6 April 2010 di *tide gauge* Padang, 11 April 2012 di *tide gauge* Sibolga, dan 14 November 2019 di *tide gauge* Bitung.



Gambar 8. Sinyal tsunami yang terekam di a) *tide gauge* Padang tanggal 12 September 2007, b) *tide gauge* Padang tanggal 25 Februari 2008, c) *tide gauge* Padang tanggal 16 Agustus 2009, d) *tide gauge* Padang tanggal 30 September 2009, e) *tide gauge* Sibolga tanggal 7 April 2010, f) *tide gauge* Padang tanggal 25 Oktober 2010, dan g) *tide gauge* Sabang tanggal 11 April 2012. Garis warna biru dan merah masing-masing menunjukkan waktu tiba tsunami hasil observasi manual dan hasil deteksi otomatis.

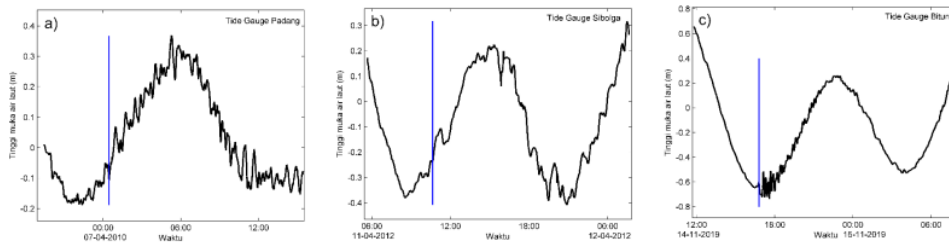
Grafik perubahan tinggi muka air laut yang salah dideteksi ditunjukkan pada Gambar 9, sedangkan sinyal tsunami yang tidak bisa terdeteksi oleh algoritme otomatis ditunjukkan pada Gambar 10. Perubahan tinggi muka air laut yang sangat kecil di lokasi-lokasi tersebut disebabkan oleh jarak tsunami yang relatif jauh atau magnitudo gempa bumi penyebab tsunami yang kecil. Tsunami yang sangat kecil ini dilaporkan tidak berdampak besar pada keselamatan masyarakat di masing-masing lokasi. Tabel kontingensi yang menunjukkan kemampuan algoritme dalam mendeteksi tsunami ditunjukkan pada Tabel 4.

Kemampuan algoritme deteksi tsunami dalam hal kecepatan deteksi tergolong masih kurang baik karena rata-rata tsunami terdeteksi setelah 7,7 menit tiba di lokasi *tide gauge*. Rentang waktu keterlambatan deteksi ini berkisar antara 1 hingga 16 menit setelah tsunami tiba. Waktu keterlambatan terkecil ada pada dataset *tide gauge* Padang yang berkaitan dengan tsunami tanggal 25 Oktober 2010, sedangkan yang terlama ada pada dataset *tide gauge* Sibolga berkaitan dengan tsunami



Gambar 9. Grafik tinggi muka air laut di *tide gauge* Bitung tanggal 29 November 2019 yang salah dideteksi sebagai tsunami oleh algoritme otomatis. Garis warna merah menunjukkan hasil deteksi otomatis.

tanggal 6 April 2010. Waktu keterlambatan yang cukup lama ini disebabkan oleh pola gelombang tsunami yang



Gambar 10. Ketiga sinyal tsunami yang tidak terdeteksi oleh algoritme otomatis, yang terekam di a) *tide gauge* Padang tanggal 7 April 2010, b) *tide gauge* Sibolga tanggal 11 April 2012, dan c) *tide gauge* Bitung tanggal 14 November 2019. Garis warna biru menunjukkan waktu tiba tsunami hasil observasi manual.

Tabel 4. Kontingensi hasil pendeteksian tsunami

		Observasi		Jumlah Deteksi
		Ya	Tidak	
Deteksi	Ya	7	1	8
	Tidak	3	2	5
Jumlah Observasi		10	3	13

datang masih mirip dengan pola tinggi muka air laut biasa pada waktu-waktu awal.

IV. KESIMPULAN

Algoritme deteksi tsunami yang terdiri dari sub algoritme eliminasi *spike*, pengisian data kosong, dan pendeteksi tsunami, mampu mendeteksi 7 dari 10 sinyal tsunami dengan terlebih dahulu melakukan perbaikan data akibat *spike* dan data kosong. Gangguan *spike* sebanyak 409 berhasil dieliminasi hingga 54,52 % menggunakan modifikasi Tukey 53H dengan nilai batas non statis, sedangkan gangguan berupa kekosongan data berhasil 100 % diisi menggunakan algoritme pengisian data kosong. Namun demikian, algoritme deteksi ini masih memiliki kekurangan dalam hal kecepatan deteksi karena secara rata-rata terjadi keterlambatan deteksi tsunami hingga 7,7 menit.

3

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada seluruh staf Stasiun Geofisika Manado dan civitas akademika 15 gram Studi Magister Ilmu Perairan FPIK Unsrat yang telah mendukung kegiatan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Lauterjung and H. Letz (Eds.), *10 years Indonesian Tsunami Early Warning System: Experiences, lessons learned and outlook*. Postdam: GFZ German Research Centre for Geosciences, 2017. doi: [10.2312/GFZ.7.1.2017.001](https://doi.org/10.2312/GFZ.7.1.2017.001)
- [2] UNDRR and UNESCO-IOC, *Limitations and challenges of early warning system: A case study of the 2018 Palu-Donggala tsunami*. Jakarta: UNDRR, 2019.
- [3] S. T. Grilli, et al., "Modelling of the tsunami from the December 22, 2018 lateral collapse of Anak Krakatau volcano in the Sunda straits, Indonesia," *Scientific Reports*, vol. 9:11946, 2019. doi: [10.1038/s41598-019-48327-6](https://doi.org/10.1038/s41598-019-48327-6)
- [4] M. Di Risio and G. M. Beltrami, "Algorithms for automatic, real-time tsunami detection in wind-wave measurements: using strategies and practical aspects," *Procedia Engineering*, vol. 70, pp. 545–554, 2014. doi: [10.1016/j.proeng.2014.02.060](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.02.060)
- [5] H. O. Mofjeld, "Tsunami detection algorithm," NOAA Center for Tsunami Research, 1997. [Online]. Available: https://nctr.pmel.noaa.gov/tda_documentation.html [Accessed: March 27, 2020]
- [6] F. Chierichi, D. Embriaco, and L. Pignagnoli, "A new real-time tsunami detection algorithm," *Journal of Geophysical Research: Oceans*, vol. 122, no. 1, pp. 636-652, 2017. doi: [10.1002/2016JC012170](https://doi.org/10.1002/2016JC012170)
- [7] L. Bressan and S. Tinti, "Structure and performance of a realtime algorithm to detect tsunami or tsunami-like alert conditions based on sea-level records analysis," *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 11, no. 5, pp. 1499-1521, 2011. doi: [10.5194/nhess-11-1499-2011](https://doi.org/10.5194/nhess-11-1499-2011)
- [8] L. Bressan, F. Zaniboni, and S. Tinti, "Calibration of a real-time tsunami detection algorithm for sites with no instrumental tsunami records: application to coastal tide-gauge stations in eastern Sicily, Italy," *Natural Hazards Earth System Sciences*, vol. 13, no. 12, pp. 3129-3144, 2013. doi: [10.5194/nhess-13-3129-2013](https://doi.org/10.5194/nhess-13-3129-2013)
- [9] J. Williams, A. Matthews, and S. Jevrejeva, "Development of an automatic tide gauge processing system," National Oceanography Centre, Liverpool, Research and Consultancy Report No. 64, 2019. [Online] Available: https://eprints.soton.ac.uk/431968/1/NOC_R_C_6_4_Final.pdf. [Accessed: Dec. 9, 2020]
- [10] N. D. Pradipta, Y. Prasetyo, and A. P. Wijaya, "Analisis pasang surut air laut menggunakan data IOC (Intergovernmental Oceanographic Commission)

- untuk menentukan chart datum di perairan Cilacap,” *Jurnal Geodesi Undip*, vol. 4, no. 2, pp. 101-109, 2015.
- [11] J. W. Lee and S. C. Park, “Development of tsunami detection algorithm for application to Korean surge-gauge,” in *the 12th Annual Meeting of Asia Oceania Geosciences Society*, Suntec, Singapore, Aug. 2015.
- [12] J. W. Lee, S. C. Park, D. K. Lee, and J. H. Lee, “Tsunami arrival time detection system applicable to discontinuous time series data with outliers,” *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 16, no. 12, pp. 2603-2622, 2016. doi: [10.5194/nhess-16-2603-2016](https://doi.org/10.5194/nhess-16-2603-2016)
- [13] D. G. Goring and V. I. Nikora, “Despiking acoustic doppler velocimeter data,” *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 128, no. 1, pp. 117-126, 2002. doi: [10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2002\)128:1\(117\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2002)128:1(117))
- [14] J. W. Lee and S. C. Park, “Development of a gap-filling algorithm applicable to a tsunami warning system,” in *the 25th International Ocean and Polar Engineering Conference*, Hawaii, USA, June 2015, pp. 860–864
- [15] M. Rosidi, “Metode numerik menggunakan R untuk teknik lingkungan,” 2019. [Online] Available: https://bookdown.org/moh_rosidi2610/Metode_Numerik/. [Accessed: Sept.13, 2020]
- [16] M. Hassouna, A. Tarhini, T. Elyas, and M. S. Aboutrab, “Customer churn in mobile markets: A comparison of techniques,” *International Business Research*, vol. 8, no. 6, pp. 224-237, 2015. doi: [10.5539/ibr.v8n6p224](https://doi.org/10.5539/ibr.v8n6p224)
- [17] M. Vuk and T. Curk, “ROC curve, lift chart and calibration plot,” *Metodološki zvezki*, vol. 3, no. 1, pp. 89-108, 2006. doi: [10.51936/noqf3710](https://doi.org/10.51936/noqf3710)

Algoritme deteksi kedatangan tsunami otomatis untuk sistem observasi tinggi muka air laut

ORIGINALITY REPORT

10%

SIMILARITY INDEX

11%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	jtsiskom.undip.ac.id Internet Source	5%
2	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	2%
3	123dok.com Internet Source	1%
4	Frian Patra, Rene Ch. Kepel, Lawrence J.L. Lumingas, Grevo S. Gerung, Khristin F. Kondoy, Deiske A. Sumilat, Suzanne L. Undap. "Anatomical characteristics of macroalgal species from Bombuyanoi Island, East Bolaang Mongondow Regency, North Sulawesi", AQUATIC SCIENCE & MANAGEMENT, 2021 Publication	<1%
5	en.unesco.org Internet Source	<1%
6	fr.scribd.com Internet Source	<1%

7	Kevin Hanyu Clinton Wulur, Iman Suardi, Sesar Prabu Dwi Sriyanto, Yusuf Hadi Perdana. "Slip distribution effect in spatial coulomb stress analysis (Case study: Palu earthquake on September 28, 2018)", IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021 Publication	<1 %
8	Submitted to Universitas Negeri Semarang Student Paper	<1 %
9	www.nat-hazards-earth-syst-sci.net Internet Source	<1 %
10	docplayer.info Internet Source	<1 %
11	ojs.uajy.ac.id Internet Source	<1 %
12	repository.its.ac.id Internet Source	<1 %
13	eprints.iain-surakarta.ac.id Internet Source	<1 %
14	qdoc.tips Internet Source	<1 %
15	www.scribd.com Internet Source	<1 %

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On