

Prediksi Gelombang Ekstrim Air Laut di Pelabuhan Tanjung Priok Menggunakan Algoritma ID3

Jhodys Vicho Reonaldho¹, Deni Saepudin², Didit Adytia³

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹jhodysvicho@students.telkomuniversity.ac.id, ²denisaepudin@telkomuniversity.ac.id,

³adytia@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Gelombang laut adalah suatu peristiwa alam dimana terjadi kenaikan dan penurunan gelombang air secara periodik, kenaikan dan penurunan air ini merupakan salah satu aspek penting dari transportasi dan perdagangan serta untukantisipasi adanya potensi bencana *tsunami* di wilayah perairan. Mengetahui data masa depan tentang ketinggian gelombang air laut dapat memberi manfaat besar dalam kelancaran transportasi dan perdagangan di wilayah perairan. Data dari masa depan dapat diperoleh dari prediksi menggunakan algoritma tertentu. Algoritma *ID3* merupakan salah satu algoritma pembelajaran yang digunakan untuk membangun sebuah *decision tree* atau pohon keputusan. Hasil dari analisis ini berupa pohon keputusan yang digunakan untuk mengklasifikasikan ketinggian air laut dengan nilai akurasi sebesar 88%.

Kata kunci : prediksi gelombang laut, *Decision Tree*, *ID3*.

Abstract

Sea waves are a natural incident where periodic increases and decreases in water waves, this increase and decrease is one of the important aspects of transportation and trade as well as to anticipate the potential for tsunami disasters in water areas. Knowing the future data about sea level waves can provide great benefits in the smooth running of transportation and trade in water areas. Data from the future can be obtained from predictions using certain algorithms. *ID3* algorithm is a learning algorithm that is used to build a decision tree. The results of this analysis are in the form of a decision tree used to classifying sea level data with 88% of accuration.

Keywords: sea wave prediction, *Decision Tree*, *ID3*.

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Gelombang laut adalah suatu peristiwa alam dimana terjadi kenaikan dan penurunan gelombang air secara periodik, kenaikan dan penurunan air ini merupakan salah satu aspek penting dari transportasi dan perdagangan serta untukantisipasi adanya potensi bencana *tsunami* di wilayah perairan. Mengetahui data masa depan tentang ketinggian gelombang air laut dapat memberi manfaat besar dalam kelancaran transportasi dan perdagangan di wilayah perairan. Dalam hal ini antisipasi potensi terjadinya bencana *tsunami* sangat penting untuk evakuasi masyarakat yang bertempat tinggal di sekitar pesisir pantai di Pelabuhan Tanjung Priok [11]. Melihat pentingnya data mengenai ketinggian gelombang kita harus dapat mengetahui data tentang ketinggian gelombang di masa depan. Data masa depan dapat kita peroleh dengan melakukan prediksi. Prediksi dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satunya adalah metode *decision tree* dengan algoritma *ID3*. Algoritma *ID3* menggunakan struktur hierarki untuk pembelajaran *supervised*. Proses dari *decision tree* dimulai dari *root node* hingga *leaf node* yang dilakukan secara rekursif, dimana setiap percabangan menyatakan suatu kondisi dimana kondisi tersebut harus terpenuhi dan setiap ujung dari pohon merupakan kelas dari suatu data.

Pada tugas akhir ini akan dilakukan sebuah permodelan tentang ketinggian air laut menggunakan salah satu dari sekian banyak metode yang ada, yaitu metode *decision tree* dengan algoritma *ID3*. Sebelumnya pernah dilakukan analisis ini menggunakan metode yang berbeda yaitu metode dari jaringan syaraf tiruan (JST) dengan nilai error sebesar 0.04 dan ada pula yang menghasilkan nilai error sebesar 0.175 dengan metode yang sama yaitu jaringan syaraf tiruan (JST) [2].

Topik dan Batasannya

Topik dan Batasan masalah dalam penelitian tugas akhir ini yaitu untuk mengklasifikasikan data gelombang ketinggian air laut apakah algoritma *ID3* dapat memprediksi gelombang ekstrim air laut di pelabuhan Tanjung Priok, Jakarta. Data yang digunakan merupakan data ketinggian air laut di pelabuhan Tanjung Priok, Jakarta mulai dari 1 Januari 2017 hingga 16 Juli 2019 yang diambil setiap 1 jam sekali dan diperoleh dari <http://www.ioc-sealevelmonitoring.org/>.

Tujuan

Adapun Tujuan dari tugas akhir ini adalah untuk mengetahui kecocokan metode yang digunakan dan memprediksi anomali ketinggian gelombang air laut di pelabuhan Tanjung Priok yang dipengaruhi oleh ketinggian air laut dan gelombang harmonik dengan menggunakan algoritma *ID3* dengan menggunakan data yang bersifat *continue*.

2. Studi Terkait

2.1. Gelombang Air Laut

Gelombang air laut merupakan bentuk permukaan laut yang berupa puncak dan lembah gelombang oleh gerak ayun akibat tiupan angin, erupsi gunung api, pelongsoran dasar laut atau lalu lintas kapal. Gelombang laut memiliki dimensi yaitu periode gelombang, panjang gelombang, tinggi gelombang dan cepat rambat gelombang [4].

2.2. Data Mining

Data mining adalah kegiatan mencari informasi yang meliputi pengumpulan data, pemakaian data historis untuk keteraturan dan relasi dalam set data yang memiliki skala besar. Kegunaan data mining adalah untuk memspesifikasikan pola yang harus ditemukan dalam tugas data mining. Kemunculan data mining berawal dari masalah data *explosion* yang dialami akhir akhir ini dimana telah banyak organisasi telah mengumpulkan data sekian tahun lamanya, mulai dari data pembelian, data penjualan, data jasa, data nasabah dan lain lain.

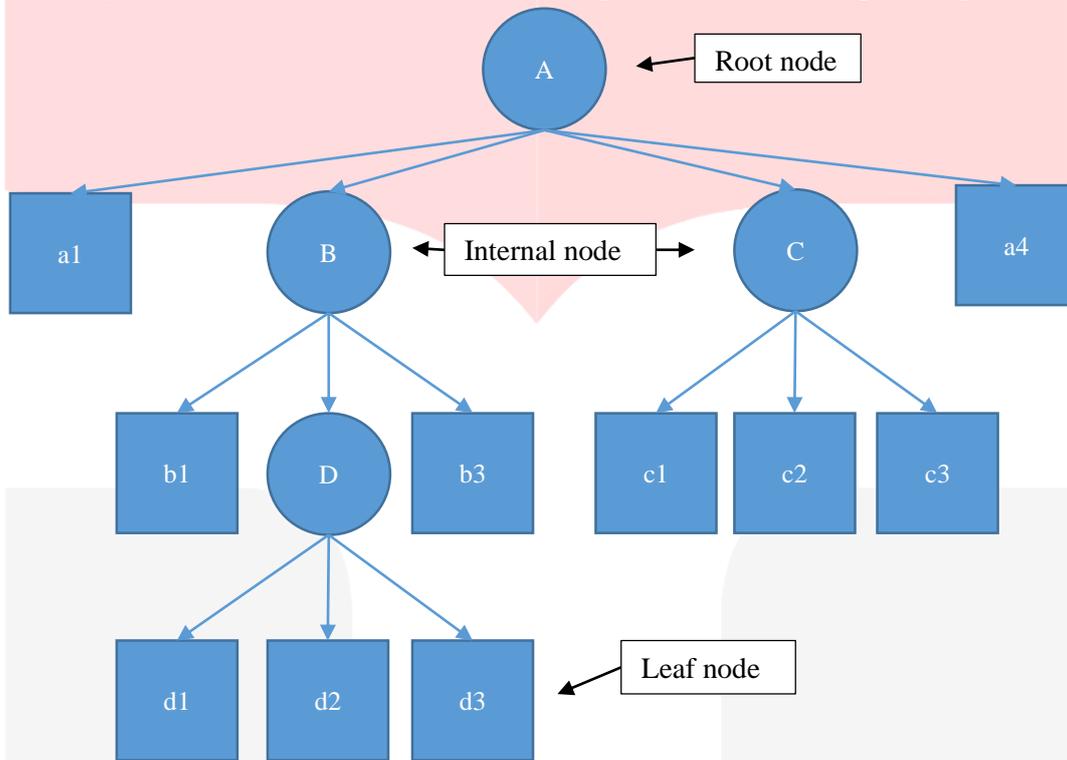
2.3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah penggolongan atau pengelompokan. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) klasifikasi adalah penyusunan bersistem dalam suatu golongan atau kelompok menurut suatu standar atau kaidah yang sudah ditetapkan dengan kelas kelas yang telah ditargetkan [12].

2.4. Algoritma ID3

Algoritma ID3 merupakan algoritma yang digunakan untuk membangun sebuah *decision tree* atau pohon keputusan. *Decision tree* menggunakan struktur hierarki untuk *supervised learning*. Proses dari *decision tree* dimulai dari *root node* hingga *leaf node* yang dilakukan secara rekursif. Dimana setiap percabangan menyatakan suatu kondisi yang harus terpenuhi di setiap ujung pohon menyatakan kelas dari suatu data. Proses dari *decision tree* ini mengubah bentuk data (tabel) menjadi sebuah pohon (*tree*) kemudian mengubahnya menjadi suatu aturan (*rule*).

Pada pohon keputusan di setiap percabangan menyatakan kondisi yang harus dipenuhi dan tiap ujung pohon menyatakan nilai kelas data. Gambar berikut merupakan bentuk arsitektur pohon keputusan [3].



Gambar 1. Arsitektur Pohon Keputusan

Algoritma pada metode ini menggunakan sistem *Entropy*. *Entropy* adalah nilai yang digunakan untuk mengukur “seberapa informatifnya” sebuah node, semakin besar nilai *entropy* semakin besar juga nilai dari informasi suatu atribut. Berikut adalah formula dari *Entropy*:

$$Entropy (S) = \sum_{j=1}^k -P_j \log_2 P_j \tag{1}$$

Keterangan : *S* = himpunan (dataset) kasus
k = banyaknya partisi *S*
P_j = probabilitas yang didapat dari *Sum* (kelas data) dibagi total kasus

Setelah mendapat nilai *Entropy*, pemilihan atribut dilakukan dengan nilai *information gain* terbesar. Berikut adalah formula dari *Information gain*:

$$Gain (A) = Entropy (S) - \sum_{i=1}^k \frac{|S_i|}{|S|} x Entropy (S_i) \tag{2}$$

Keterangan : *S* = ruang (data) sample yang digunakan untuk training
A = atribut
|*S_i*| = jumlah sample untuk nilai banyaknya variabel
|*S*| = jumlah seluruh sample data
Entropy (S_i) = entropy untuk *sample* yang memiliki nilai *i*

2.5. Penghitungan nilai akurasi

Nilai akurasi digunakan untuk mengetahui keakuratan hasil prediksi dengan data *history*. Semakin besar nilai akurasi maka semakin baik metode yang digunakan. Penghitungan nilai akurasi dapat dituliskan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{RDt}{Dt} \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan : *Accuracy* = nilai keakuratan metode

RDt = banyaknya kecocokan pada data *training*

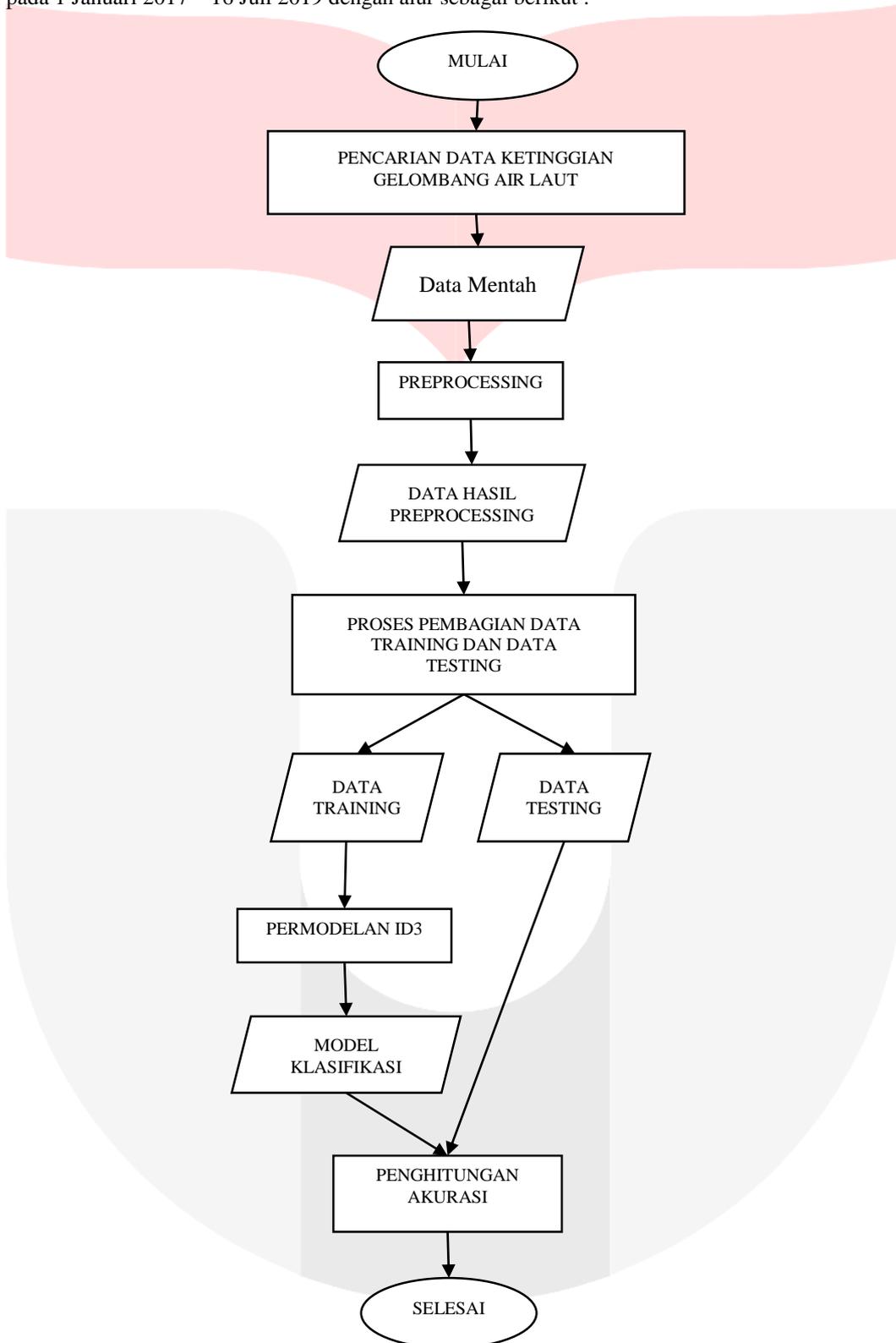
Dt = banyaknya data *training*

Semakin besar nilai yang dihasilkan maka semakin bagus hasil prediksi yang telah dilakukan.

3. Sistem yang Dibangun

1.1. Deskripsi Sistem

Prediksi ketinggian gelombang ekstrim di Pelabuhan Tanjung Priok akan dimodelkan menggunakan algoritma ID3. Data yang digunakan yaitu data ketinggian gelombang air laut di Pelabuhan Tanjung Priok yang terjadi pada 1 Januari 2017 – 16 Juli 2019 dengan alur sebagai berikut :



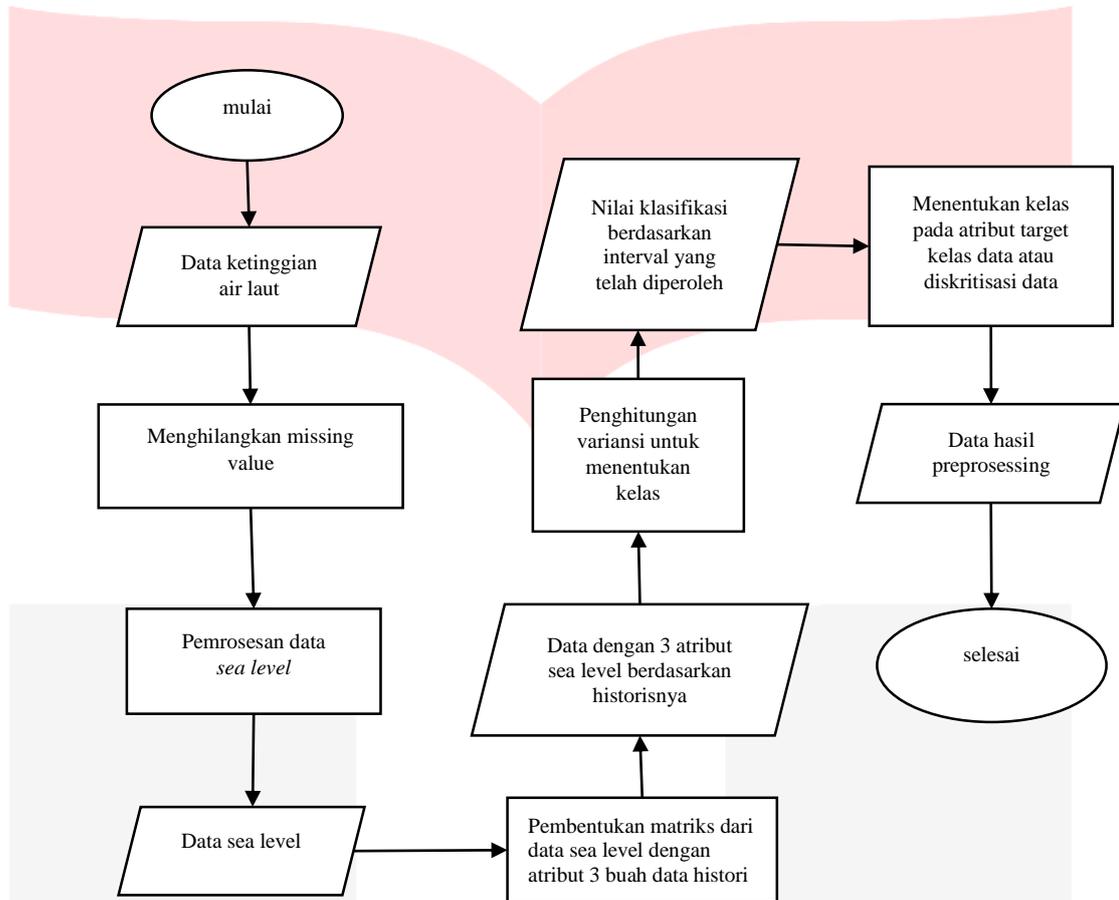
Gambar 2. Flowchart Gambaran Umum Sistem

Keterangan :

1. Data yang digunakan untuk memprediksi ketinggian gelombang ekstrim air laut adalah data ketinggian gelombang air laut di Pelabuhan Tanjung Priok pada 1 Januari tahun 2017 hingga 16 Juli 2019 .
2. Melakukan *preprocessing* data yang menghasilkan data hasil *preprocessing*.
3. Menghitung *Entropy* dan nilai *Gain*.
4. Melakukan pembagian data berupa data training dan data testing sebesar 70:30. Data yang dipilih adalah data training mulai dari data ke-1 hingga data ke-15522 dan data testing adalah data ke-15522 hingga data ke-22170.
5. Memodelkan data *training* menggunakan algoritma *ID3*.
6. Melakukan proses *testing* dengan menggunakan algoritma *ID3* yang sebelumnya telah dibangun dan menghasilkan data prediksi .
7. Pengujian akurasi.

3.2. Preprocessing Data

Dari *dataset* yang telah dimiliki selanjutnya akan dilakukan *preprocessing* yaitu langkah yang dilakukan untuk membuat data mentah menjadi data yang lebih berkualitas. Berikut ini merupakan *flowchart* dari *preprocessing data* :



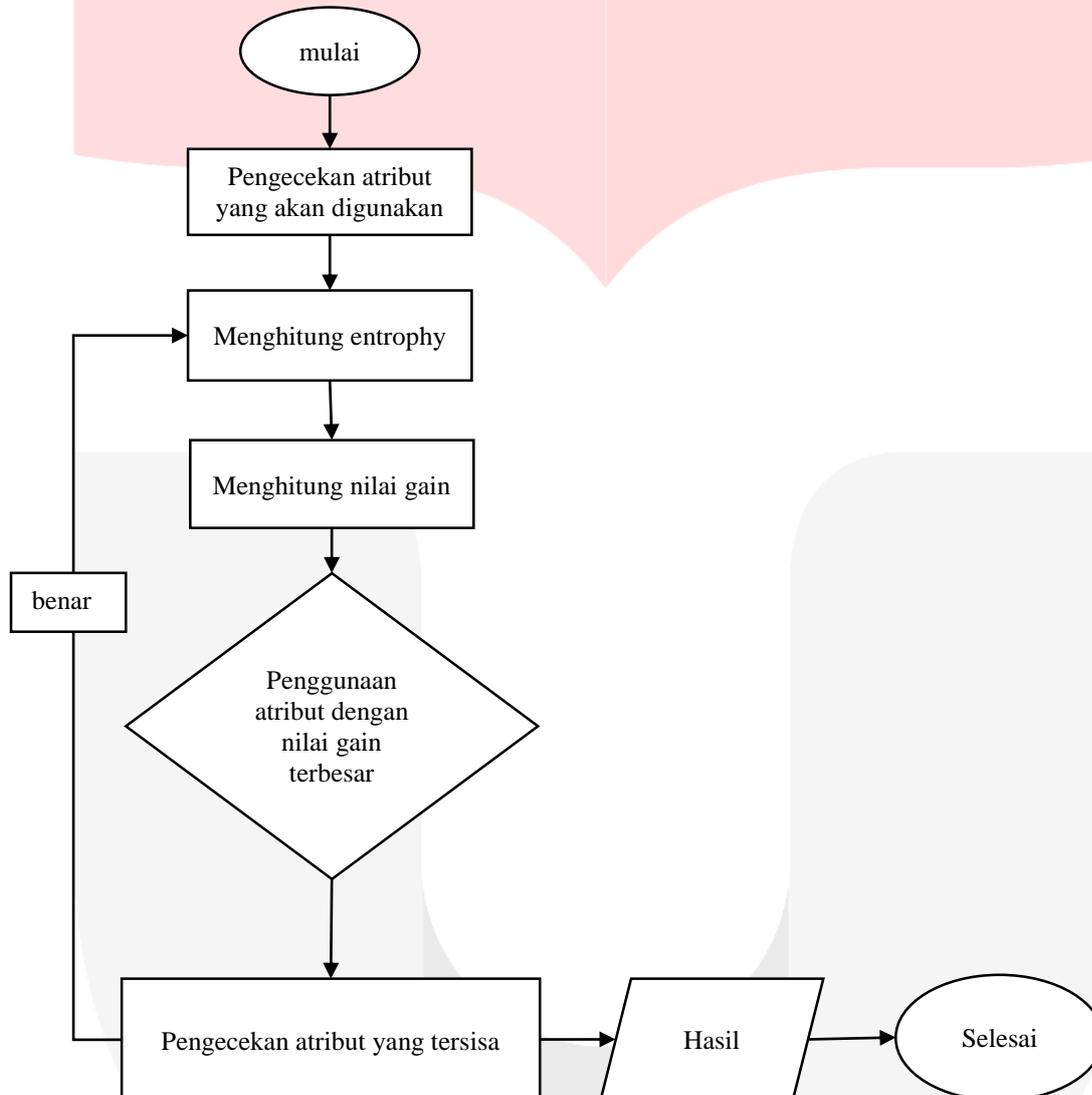
Gambar 3. Flowchart Preprocessing Data

Dalam tahap *preprocessing data* dilakukan beberapa hal dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Penghapusan *missing value* pada data mentah yang baru diperoleh yaitu dengan memberikan rata rata sekitar data atau melakukan penghapusan data.
2. Penghitungan nilai *sea level* yang akan dijadikan target kelas pada data yang akan digunakan.
3. Pembentukan matriks dengan 3 data historis sebelumnya sebagai atribut dan data target sebagai kelasnya.
4. Penghitungan variansi untuk mendiskritkan data dengan cara menghitung rata-rata yang dikurangi atau ditambah standar deviasi untuk menentukan kelas pada target atribut, pengklasifikasian nilai pada atribut dibagi menjadi 5 kelas dengan interval sebagai berikut:
 1. Nilai > average + 2 stdev : ketinggian ekstrim
 2. average + stdev > Nilai > average + 2 stdev : tinggi
 3. average – stdev > Nilai > average + stdev : normal
 4. average – 2 stdev > Nilai > average – stdev : rendah
 5. Nilai < average – 2 stdev : kerendahan ekstrim
5. Menentukan kelas pada target atribut untuk mempermudah permodelan menggunakan *ID3*. Penentuan kelas menggunakan metode variansi untuk menggolongkan data menjadi beberapa kelas.

3.3. Algoritma ID3

Algoritma ID3 merupakan algoritma yang digunakan untuk membangun sebuah *decision tree* atau pohon keputusan. *Decision tree* menggunakan struktur hierarki untuk *supervised learning*. Algoritma ID3 berguna untuk mengklasifikasikan atau menggolongkan data. *Decision Tree* ini biasa digunakan dalam pengambilan keputusan serta *forecasting* atau peramalan. Berikut ini merupakan flowchart dari Algoritma ID3 :



Gambar 4. Flowchart Algoritma ID3

Di dalam algoritma *ID3* dilakukan beberapa tahapan. Dalam tahapan atau langkah-langkah pada algoritma *ID3* dilakukan penghitungan *entropy* dan penghitungan nilai *gain* yang menghasilkan data hasil prediksi yang langkah-langkahnya dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Pohon dimulai dengan sebuah simpul yang merepresentasikan sampel data pelatihan yaitu dengan membuat simpul akar.
2. Jika semua sampel berada dalam kelas yang sama, maka simpul ini menjadi daun dan dilabeli menjadi kelas. Jika tidak, information gain akan digunakan untuk memilih atribut terbaik dalam memisahkan data sampel menjadi kelas-kelas individu, algoritma ini menggunakan konsep *entropy*. Konsep *entropy* digunakan untuk mengukur seberapa informatifnya sebuah node
3. Cabang akan dibuat untuk setiap nilai pada atribut dan data sampel akan dipartisi lagi.
4. Algoritma ini menggunakan proses rekursif untuk membentuk pohon keputusan pada setiap data partisi. Jika sebuah atribut sudah digunakan disebuah simpul, maka atribut ini tidak akan digunakan lagi di simpul anak-anaknya.
5. Proses ini berhenti jika dicapai kondisi seperti berikut :
 - a. Semua sampel pada simpul berada di dalam satu kelas
 - b. Tidak ada atribut lainnya yang dapat digunakan untuk mempartisi sampel lebih lanjut. Dalam hal ini akan diterapkan suara terbanyak. Ini berarti mengubah sebuah simpul menjadi daun dan melabelinya dengan kelas pada suara terbanyak.

3.4. Data Set

Data Set yang digunakan merupakan data ketinggian air laut yang diperoleh dari <http://www.ioc-sealevelmonitoring.org/> dan diambil setiap 1 jam sekali.

Tabel 1. Sampel Data Ketinggian Air Laut di Pelabuhan Tanjung Priok

Date Time (UTC)	Bat(V)	Pr2(m)	Prs(m)	Rad(m)
01/01/2017 00.01		0,935	1,203	7,441
01/01/2017 00.02		0,93	1,203	7,444
01/01/2017 00.03	12	0,933	1,205	7,443
01/01/2017 00.04		0,932	1,205	7,444
01/01/2017 00.05		0,938	1,2	7,439

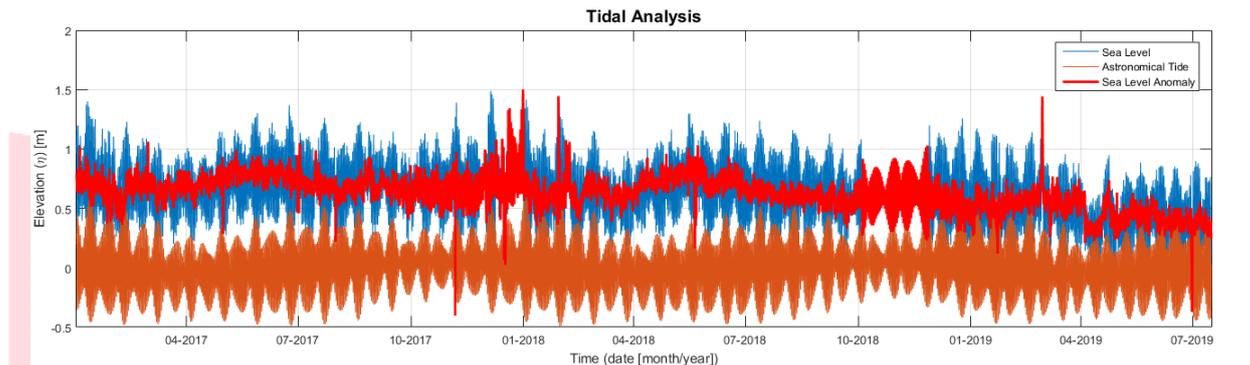
4. Evaluasi

4.1 Hasil Penghitungan *Preprocessing* Mencari Nilai *Sea Level*

Tabel 2. Sampel Data Ketinggian Air Laut di Pelabuhan Tanjung Priok

Date Time (UTC)	Sea Level	Harmonic	Anomaly
2017/1/3 4.15.0	1,011	0,31439	0,69661
2017/1/3 5.15.0	0,98392	0,33374	0,65018
2017/1/3 6.15.0	0,95685	0,3067	0,65015
2017/1/3 7.15.0	0,92977	0,24885	0,68092
2017/1/3 8.15.0	0,861	0,17604	0,68496

4.2 Hasil Plotting Data Sea Level, Harmonic, dan Anomaly



Gambar 5. Hasil Plotting Data Tidal Analysis

Gambar di atas menggambarkan keadaan dari *sea level*, *harmonic* dan *anomaly* yang telah dihitung dan di plot. Data berwarna biru menunjukkan atribut ketinggian air laut (*sea level*), data berwarna merah menunjukkan atribut *harmonic*, dan data berwarna ungu menunjukkan atribut *anomaly* yang di dapat dari data ketinggian air laut yang telah dikurangi dengan data *harmonic*. Namun dalam penelitian kali ini hanya akan di ambil data ketinggian air laut (*sea level*) saja.

4.3 Hasil Penentuan Kelas Berdasarkan Atribut

Waktu	SI (t-3jam)	SI (t-2jam)	SI (t-1jam)	SI (t)	Kategori
2017/1/3 7.15.0	1,011	0,98392	0,95685	0,92977	4
2017/1/3 8.15.0	0,98392	0,95685	0,92977	0,861	3
2017/1/3 9.15.0	0,95685	0,92977	0,861	0,835	3
2017/1/3 10.15.0	0,92977	0,861	0,835	0,661	3
2017/1/3 11.15.0	0,861	0,835	0,661	0,551	3

Tabel 3. Hasil Penentuan Kelas Berdasarkan Atribut

Pada tabel 3, data yang diperoleh setelah dilakukan *preprocessing* diberikan kelas pada atribut SI(t) sesuai dengan interval yang telah diperoleh menggunakan metode variansi. *Threshold* terdiri dari 5 kategori, yaitu: kerendahan ekstrim (1), rendah (2), normal (3), tinggi (4), dan ketinggian ekstrim (5).

4.4 Pembagian Data Training dan Data Testing

Pembagian data trining dan data testing sebesar 70:30

Berikut adalah beberapa sample dari data training dan data testing yang dipilih:

Waktu	SI (t-3jam)	SI (t-2jam)	SI (t-1jam)	SI (t)	Kategori
2017/1/3 19.15.0	0,568	0,657	0,655	0,747	3
2017/1/3 20.15.0	0,657	0,655	0,747	0,811	3
2017/1/3 21.15.0	0,655	0,747	0,811	0,927	4
2017/1/3 22.15.0	0,747	0,811	0,927	1,034	4
2017/1/3 23.15.0	0,811	0,927	1,034	0,817	3

Tabel 4. Sample data training

Waktu	SI (t-3jam)	SI (t-2jam)	SI (t-1jam)	SI (t)	Kategori
2019/4/20 20.15.0	0,753	0,65	0,593	0,53	3
2019/4/20 21.15.0	0,65	0,593	0,53	0,471	3
2019/4/20 22.15.0	0,593	0,53	0,471	0,368	2
2019/4/20 23.15.0	0,53	0,471	0,368	0,275	2
2019/4/21 0.15.0	0,471	0,368	0,275	0,164	2

Tabel 5. Sample data testing

4.5 Hasil Prediksi Ketinggian Air Laut Dengan ID3

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil prediksi dengan menggunakan algoritma ID3 dengan beberapa sample sebagai berikut :

waktu	sl (t-3jam)	sl (t-2jam)	sl (t-1jam)	sl (t)	kategori	prediksi
2017/1/3 7.15.0	1,011	0,98392	0,95685	0,92977	4	4
2017/1/3 8.15.0	0,98392	0,95685	0,92977	0,861	3	3
2017/1/3 9.15.0	0,95685	0,92977	0,861	0,835	3	3
2017/1/3 10.15.0	0,92977	0,861	0,835	0,661	3	3
2017/1/3 11.15.0	0,861	0,835	0,661	0,551	3	3
2017/1/3 12.15.0	0,835	0,661	0,551	0,482	3	3
2017/1/3 13.15.0	0,661	0,551	0,482	0,44	3	3
2017/1/3 14.15.0	0,551	0,482	0,44	0,449	3	3
2017/1/3 15.15.0	0,482	0,44	0,449	0,472	3	3
2017/1/3 16.15.0	0,44	0,449	0,472	0,568	3	3
2017/1/3 17.15.0	0,449	0,472	0,568	0,657	3	3
2017/1/3 18.15.0	0,472	0,568	0,657	0,655	3	3
2017/1/3 19.15.0	0,568	0,657	0,655	0,747	3	3
2017/1/3 20.15.0	0,657	0,655	0,747	0,811	3	3
2017/1/3 21.15.0	0,655	0,747	0,811	0,927	4	4
2017/1/3 22.15.0	0,747	0,811	0,927	1,034	4	4
2017/1/3 23.15.0	0,811	0,927	1,034	0,817	3	3
2017/1/4 0.15.0	0,927	1,034	0,817	0,913	4	4
2017/1/4 1.15.0	1,034	0,817	0,913	0,916	4	4
2017/1/4 2.15.0	0,817	0,913	0,916	0,882	4	4
2017/1/4 3.15.0	0,913	0,916	0,882	0,975	4	4
2017/1/4 4.15.0	0,916	0,882	0,975	1,072	4	4
2017/1/4 5.15.0	0,882	0,975	1,072	1,052	4	4
2017/1/4 6.15.0	0,975	1,072	1,052	1,111	4	4
2017/1/4 7.15.0	1,072	1,052	1,111	0,944	4	4
2017/1/4 8.15.0	1,052	1,111	0,944	0,95	4	4
2017/1/4 9.15.0	1,111	0,944	0,95	0,928	4	4
2017/1/4 10.15.0	0,944	0,95	0,928	0,755	3	3
2017/1/4 11.15.0	0,95	0,928	0,755	0,68	3	3
2017/1/4 12.15.0	0,928	0,755	0,68	0,59	3	3
2017/1/4 13.15.0	0,755	0,68	0,59	0,5355	3	3
2017/1/4 14.15.0	0,68	0,59	0,5355	0,52	3	3
2017/1/4 15.15.0	0,59	0,5355	0,52	0,579	3	3
2017/1/4 16.15.0	0,5355	0,52	0,579	0,598	3	3
2017/1/4 17.15.0	0,52	0,579	0,598	0,637	3	3
2017/1/4 18.15.0	0,579	0,598	0,637	0,626	3	3
2017/1/4 19.15.0	0,598	0,637	0,626	0,7	3	3
2017/1/4 20.15.0	0,637	0,626	0,7	0,671	3	3
2017/1/4 21.15.0	0,626	0,7	0,671	0,758	3	3

2017/1/4 22.15.0	0,7	0,671	0,758	0,79	3	3
2017/1/4 23.15.0	0,671	0,758	0,79	0,858	3	3
2017/1/5 0.15.0	0,758	0,79	0,858	0,827	3	3
2017/1/5 1.15.0	0,79	0,858	0,827	0,9	4	4
2017/1/5 2.15.0	0,858	0,827	0,9	0,881	4	4
2017/1/5 3.15.0	0,827	0,9	0,881	0,863	3	3
2017/1/5 4.15.0	0,9	0,881	0,863	0,873	4	4
2017/1/5 5.15.0	0,881	0,863	0,873	0,86814	3	3
2017/1/5 6.15.0	0,863	0,873	0,86814	0,867	3	3
2017/1/5 8.15.0	0,873	0,86814	0,867	0,76	3	3
2017/1/5 9.15.0	0,86814	0,867	0,76	0,719	3	3
2017/1/5 10.15.0	0,867	0,76	0,719	0,667	3	3
2017/1/5 11.15.0	0,76	0,719	0,667	0,587	3	3
2017/1/5 12.15.0	0,719	0,667	0,587	0,52	3	3
2017/1/5 13.15.0	0,667	0,587	0,52	0,485	3	3
2017/1/5 14.15.0	0,587	0,52	0,485	0,478	3	3
2017/1/5 15.15.0	0,52	0,485	0,478	0,404	3	3
2017/1/5 16.15.0	0,485	0,478	0,404	0,397	3	3
2017/1/5 17.15.0	0,478	0,404	0,397	0,495	3	3
2017/1/5 18.15.0	0,404	0,397	0,495	0,579	3	3
2017/1/5 19.15.0	0,397	0,495	0,579	0,622	3	3
2017/1/5 20.15.0	0,495	0,579	0,622	0,771	3	3

Tabel 6. Sample hasil prediksi dari Algoritma ID3

Dari penjelasan gambar di atas dapat disimpulkan bahwa nilai prediksi digunakan untuk penyesuaian nilai kategori yang telah didapat dari tresholding atribut $sl(t)$, adapun pembagian interval pada nilai tersebut adalah sebagai berikut:

1. Kerendahan ekstrim : Nilai < 0,130 : 1
2. Rendah : 0,130 < Nilai < 0,377 : 2
3. Normal : 0,377 < Nilai < 0,870 : 3
4. Tinggi : 0,870 < Nilai < 1,116 : 4
5. Ketinggian ekstrim : Nilai > 1,116 : 5

Nilai akurasi yang dihasilkan dalam prediksi klasifikasi ketinggian air laut di atas yaitu sebesar 88,76%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa proses prediksi ketinggian air laut menggunakan algoritma ID3 cocok digunakan untuk data yang bersifat *unsupervised*, sehingga model yang terpilih dapat digunakan untuk memprediksi ketinggian air laut.

4.6 Hasil Penghitungan Performansi

Dari pengujian yang didapatkan prediksi ketinggian air laut dengan nilai akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 88,76%.

5. Kesimpulan

Pada hasil penelitian dapat dilihat bahwa tingkat akurasi prediksi ketinggian air laut menggunakan algoritma ID3 mempunyai nilai akurasi yang tinggi. Dalam skenario penelitian, dapat disimpulkan bahwa prediksi ketinggian air laut menggunakan algoritma ID3 dapat dijadikan bahan untuk validasi pada lapangan karena memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

Dari penelitian prediksi ketinggian air laut di pelabuhan Tanjung Priok menggunakan algoritma ID3 menurut kami hasilnya memuaskan karena pada hasil performansi penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa nilai akurasi yang dihasilkan tergolong tinggi. Tetapi kami belum mencoba prediksi ketinggian air laut di wilayah tersebut dengan menggunakan metode yang lain yaitu dengan metode lain seperti *clustering* dan regresi, dengan menggunakan data yang diambil setiap 1 menit sekali dan jangka waktu pengambilan data lebih lama sehingga kami menyarankan untuk menggunakan metode lainnya seperti metode *clustering* dan regresi dengan data yang lebih besar dan jangka waktu yang lebih lama dalam kasus memprediksi ketinggian air laut yang memungkinkan mendapatkan tingkat performansi yang lebih baik dari metode yang telah dipakai.

Daftar Pustaka

- [1] Agrawal, J. (2004). Wave parameter estimation using neural networks. *Marine Structures*, 536–550.
- [2] Nerfita Nikentari (2016). Prediksi Ketinggian Gelombang Laut menggunakan Algoritma Levenberg-Marquardt
- [3] "Pengertian Algoritma ID3," 14 Juli 2017. [Online]. Available: <https://informatikalogi.com/algoritma-id3/>. [Accessed 21 Maret 2019].
- [4] "Teori Gelombang Air Laut," 11 Januari 2016. [Online]. Available: <https://www.kajianpustaka.com/2016/01/teori-gelombang-laut.html>. [Accessed 21 Maret 2019].
- [5] Hikmatulloh, Ami Rahmawati, Dede Wintana, Diah Ayu Ambarsari. (2019). PENERAPAN ALGORITMA ITERATIVE DICHOTOMISER THREE (ID3) DALAM MENDIAGNOSA KESEHATAN KEHAMILAN.
- [6] Raharja, A., Angraeni, W., & Vinarti, R. A. (2010). Penerapan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penggunaan Waktu Telepon Di PT. Telkomsel Divre3 Surabaya. *Jurnal Sistem Informasi*.
- [7] Dana Melina Agustina, Wijanarto. (2016). Analisis Perbandingan Algoritma ID3 dan C4.5 Untuk Klasifikasi Penerima Hibah Pemasangan Air Minum Pada PDAM Kabupaten Kendal.
- [8] Yasinta Agustyani, Yuliana Susanti, dan Vika Yugi. (2016). PENERAPAN METODE POHON KEPUTUSAN DENGAN ALGORITMA ITERATIVE DYCHTOMISER 3 (ID3) PADA DATA PRODUKSI JAGUNG DI PULAU JAWA.
- [9] Ariadni, R., Arieshanti, I. (2015). Implementasi Metode Pohon Keputusan Untuk Klasikasi Data Dengan Nilai Fitur yang Tidak Pasti. ITS. Surabaya.
- [10] Sidette, J.A., Sedyono. E., Nurhayati, O.D. (2014). Pendekatan Metode Pohon Keputusan Menggunakan Algoritme ID3 Untuk Sistem Informasi Pengukuran Kinerja PNS, *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*. Vol 2. 75-85.
- [11] Chandrika Mulyabakti M. Ihsan Jasin, J. D. Mamoto. (2016). ANALISIS KARAKTERISTIK GELOMBANG DAN PASANG SURUT PADA DAERAH PANTAI PAAL KECAMATAN LIKUPANG TIMUR KABUPATEN MINAHASA UTARA
- [12] Bagas Yafitra Pandji, Indwiarti, Aniq Atiqi Rohmawati. (2019). PERBANDINGAN PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN MODEL ARIMA DAN *ARTIFICIAL NEUTRAL NETWORK*