

Klasifikasi Class Thyroid menggunakan Algoritma ID3 dan Artificial Neural Network (ANN)

Classification of Thyroid Class using ID3 Algorithm and Artificial Neural Network (ANN)

¹Nabila Henisaniyya, ²Citra Pertiwi, ³Anita Desiani*, ⁴Ali Amran, ⁵Muhammad Arhami

^{1,2,3,4}Program Studi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Sriwijaya

⁵Politeknik Negeri Lhokseumawe

^{1,2,3,4}Universitas Sriwijaya, Jl. Raya Palembang - Prabumulih No.Km. 32, Indralaya Indah, Kec. Indralaya, Kabupaten Ogan Ilir, Sumatera Selatan 30862, Indonesia

*e-mail: anita_desiani@unsri.ac.id

(received: 19 September 2024, revised: 26 October 2024, accepted: 10 January 2025)

Abstrak

Penyakit tiroid merupakan istilah yang mengacu pada berbagai kondisi atau masalah yang mempengaruhi kelenjar tiroid. Kelenjar ini terdapat di bawah jakun bertugas mengoordinasikan berbagai proses metabolisme tubuh, oleh karena itu fungsinya penting bagi tubuh. Deteksi dini terhadap gejala-gejala tiroid penting dilakukan sebagai tindakan awal untuk memulai perencanaan mengenai pengobatan yang diperlukan dalam mencegah resiko penyakit thyroid yang lebih berbahaya. Salah satu cara yang sering diterapkan dalam proses deteksi dini adalah melakukan klasifikasi menggunakan pendekatan data mining. Adapun algoritma yang sering digunakan dalam klasifikasi diantaranya adalah algoritma ID3 dan ANN. Penelitian ini bertujuan memperoleh hasil klasifikasi terbaik untuk mendeteksi penyakit thyroid dengan menggunakan hasil perbandingan dari kedua algoritma tersebut. Hasil akurasi *percentage split* yang diperoleh adalah 88% pada ID3 dan 90% pada ANN. Sedangkan nilai akurasi *K-Fold cross validation*-nya sebesar 93% algoritma ID3 dan 95% algoritma ANN. Kemudian untuk rata-rata nilai presisi dan recall secara keseluruhan Algoritma ID3 dan ANN diperoleh persentase diatas 75% untuk *percentage split* dan diatas 90% untuk *K-Fold cross validation*. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa ANN memiliki persentase lebih tinggi dibandingkan ID3. Berdasarkan nilai akurasi, presisi dan recall yang diperoleh dari kedua algoritma tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma ANN lebih baik dibanding ID3 dalam klasifikasi penyakit tiroid.

Kata kunci: penyakit tiroid, klasifikasi, data mining, algoritma ID3, algoritma ANN.

Abstract

Thyroid disease refers to various conditions or issues that affect the thyroid gland, which is located below the Adam's apple and is responsible for coordinating various metabolic processes in the body. Early detection of thyroid symptoms is important as an initial step in planning the necessary treatment to prevent the risks of more serious thyroid diseases. One commonly applied method for early detection is classification using data mining approaches. Among the algorithms frequently used in classification, ID3 and ANN are prominent examples. This study aims to obtain the best classification results for detecting thyroid disease by comparing the performance of these two algorithms. The obtained accuracy results for *percentage split* are 88% for ID3 and 90% for ANN. Meanwhile, the accuracy values for *K-Fold cross-validation* are 93% for ID3 and 95% for ANN. Furthermore, the average precision and recall values for both ID3 and ANN are above 75% for *percentage split* and above 90% for *K-Fold cross-validation*. The results indicate that ANN outperforms ID3 with higher percentages. Based on the accuracy, precision, and recall values obtained from both algorithms, it can be concluded that the ANN algorithm is superior to ID3 in the classification of thyroid disease.

Keywords: thyroid disease, classification, data mining, ID3 algorithm, ANN Algorithm.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

1 Pendahuluan

Tiroid sering didefinisikan sebagai kelenjar kecil yang memiliki bentuk seperti kupu-kupu. Tiroid ini adalah kelenjar yang terletak di leher bagian, berada tepat di depan trakea dan di bawah jakun [1]. Tugas utamanya sebagai sistem yang mengatur metabolisme tubuh. Menurut informasi yang diterima dari Dinas Kesehatan Provinsi Bengkulu pada Juli 2015, mendata 2.498 dari 1.249.238 orang di provinsi tersebut yang berusia di atas 15 tahun menderita penyakit tiroid [1]. Gangguan pada kelenjar tiroid dapat mempengaruhi berbagai fungsi tubuh, seperti pertumbuhan, perkembangan, dan energi. Sebagai akibat dari gejala yang mirip dengan penyakit umum yang disebabkan oleh gaya hidup modern, gangguan fungsi tiroid biasanya sulit untuk disadari [2]. Akibatnya, banyak penderita yang lalai untuk berkonsultasi dengan dokter tentang masalah ini karena tidak menyadari gejala yang dialaminya. Untuk mengatasi kesulitan dalam menyadari gangguan tiroid yang memiliki gejala hampir sama dengan gejala umum lainnya, maka perlu dilakukan deteksi dini terhadap tiroid. Deteksi dini penyakit tiroid dapat menggunakan pendekatan matematis pada data mining untuk memperoleh dan menganalisis data [3]. Data mining memiliki beragam metode yang dapat digunakan dalam proses analisis data. Klasifikasi didefinisikan sebagai suatu metode data mining yang sering digunakan dalam proses deteksi dini. Klasifikasi ini bertujuan untuk mengetahui tingkat bahaya gejalanya, sehingga dapat dipilih perencanaan dalam hal pengobatan yang tepat dan efektif [4]. Dalam proses klasifikasi, terdapat beberapa algoritma yang sering digunakan dalam deteksi dini suatu penyakit, diantaranya seperti algoritma ID3 dan algoritma ANN.

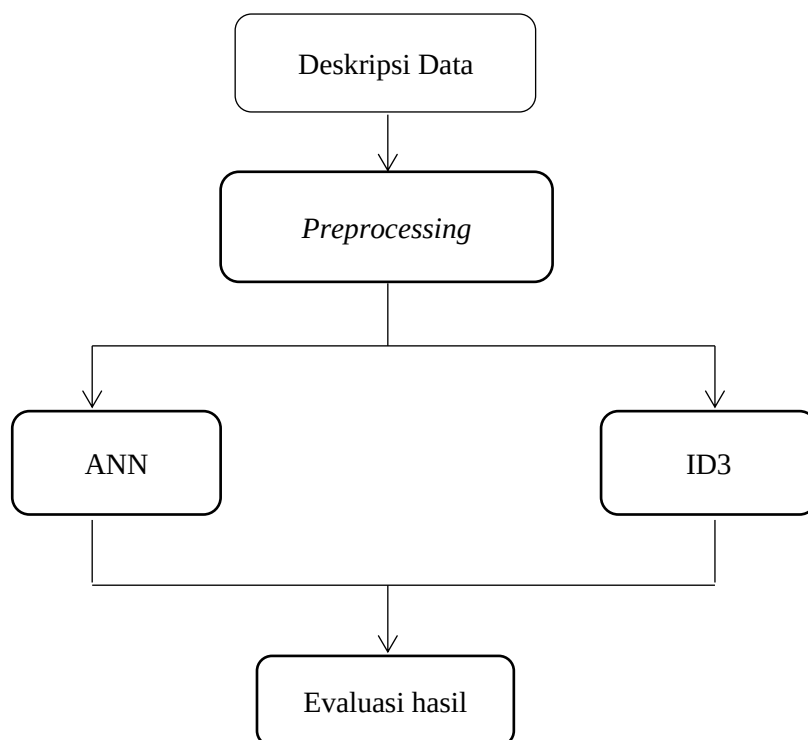
Algoritma *Iterative Dichotomizer 3* (ID3) merupakan algoritma yang digunakan untuk membuat pohon keputusan di mana input algoritmanya berupa dataset dengan sejumlah variabel dan atribut yang diketahuinya [5]. Adapun kelebihan dari metode ID3 diantaranya yaitu hanya membutuhkan beberapa tes atribut hingga semua data diklasifikasikan, membangun pohon keputusan secara aman, dan dapat membuat aturan yang mudah dipahami. Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma ID3, yaitu Aline Embun Pramadhani dan Tedy Setiadi [6] menggunakan ID3 untuk klasifikasi prediksi penyakit ISPA (Infeksi saluran pernapasan akut) dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 87.5%, Volvo Sihombing [7] menerapkan ID3 untuk klasifikasi tingkat kepuasan pada sarana laboratorium komputer dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 95-100% dan Sofi Defiyanti [8] menerapkan ID3 untuk klasifikasi data spam-mail dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 73.20%. Meskipun tingkat akurasi yang diperoleh pada penelitian sebelumnya sudah cukup baik, algoritma ID3 memiliki kelemahan yaitu hanya satu atribut yang dapat digunakan pada satu waktu untuk membuat keputusan jika data overclassified dan banyak pohon harus dibentuk untuk mengidentifikasi ke mana proses berjalan jika data terlalu banyak diklasifikasikan [9]. Selain itu, suatu atribut contoh harus didefinisikan terlebih dahulu karena algoritma ID3 tidak dapat mempelajari atribut yang belum didefinisikan [10]. Metode lain yang juga sering diterapkan untuk klasifikasi suatu penyakit adalah algoritma ANN (*Artificial Neural Network*).

Berbeda dengan algoritma ID3, menurut [11] algoritma ANN memiliki kelebihan berupa kemampuan untuk mendapat informasi dari suatu kumpulan data yang sulit didefinisikan ataupun permasalahan yang tidak terstruktur. ANN juga memiliki keunggulan dalam melakukan pembelajaran berdasarkan data pelatihan, mampu melakukan pengorganisasian diri (*self-organization*) dan merepresentasikan informasi yang diterimanya [12]. Menurutnya, ANN juga dapat beroperasi secara *real-time* dengan melakukan perhitungan secara paralel dan memiliki toleransi kesalahan yang tinggi. Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma ANN dalam proses klasifikasi, yaitu Euis, Yuyun, dan Apriade [13] menerapkan ANN untuk klasifikasi opini publik terhadap covid-19 dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 88.62%. Kemudian Dian, Arifin, dan Hilman [14] menggunakan ANN untuk klasifikasi DNA microarray dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 90.02% dan juga Sudirman Melangi [15] menerapkan algoritma ANN untuk klasifikasi usia berdasarkan citra wajah dengan tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 83%. Meskipun tingkat akurasi yang diperoleh pada penelitian sebelumnya sudah sangat baik, algoritma ANN memiliki kelemahan dalam kategori presisi di mana ANN tidak mampu melakukan proses dengan operasi-operasi numerik yang memiliki presisi lebih tinggi. Selain itu, menurut [12] algoritma ANN juga memiliki kelemahan dalam pemanfaatan waktunya yang lama jika mengatasi masalah dengan data yang besar dan juga memiliki kemungkinan untuk mengalami kejadian *black-box*.

Pada penelitian ini, akan digunakan algoritma ID3 dan algoritma ANN untuk melakukan klasifikasi penyakit tiroid. Dari kedua algoritma tersebut akan dilakukan perbandingan dengan tujuan mengetahui algoritma klasifikasi terbaik untuk dapat diterapkan dalam deteksi dini penyakit tiroid. Dalam pengujian kedua algoritma tersebut, akan digunakan teknik pengujian *percentage split* dan *k-fold cross validation*. Pada teknik *percentage split* akan digunakan ukuran *split* sebesar 80% data *training* dan 20% data *testing*. Pada teknik *k-fold cross validation* dipilih nilai k sebesar 5 ($k = 5$) dimana data akan dibagi menjadi 5 kelompok dan dapat secara bergantian menjadi data *training* dan data *testing*. Evaluasi kinerja dari algoritma ID3 dan ANN akan dilakukan berdasarkan nilai akurasi, presisi, dan recall guna menentukan metode dan algoritma mana yang terbaik dalam melakukan klasifikasi penyakit tiroid.

2 Metode Penelitian

Tahapan metode yang digunakan pada penelitian ini diantaranya deskripsi data, *preprocessing* data, implementasi dengan algoritma dan evaluasi hasil yang ditunjukkan pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan metode penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset penyakit tiroid. Selanjutnya, tahapan *preprocessing* data untuk persiapan data sebelum digunakan pada tahap analisis atau pemodelan. Setelah itu, dilakukan implementasi Algoritma ANN dan ID3 menggunakan teknik *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation* untuk melihat keakuratan hasil yang diperoleh dari algoritma. Pada tahap terakhir, dilakukan evaluasi terhadap hasil dari penelitian yang telah dilakukan

2.1 Deskripsi Data

Penelitian ini menggunakan dataset penyakit tiroid yang bersumber dari situs Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/dilippuripuri/thyroidcsv?select=thyroid.csv> dengan format CSV. Dataset ini berisi informasi tentang penderita penyakit tiroid yang telah diubah ke dalam bentuk numerik. Dataset tersebut terdiri dari 6 atribut dan 215 sampel data. Kelas pada dataset ini terdiri dari 3 label, yaitu 1 menunjukkan adanya kondisi hyperthyroid (hipertiroidisme), 2 menunjukkan adanya kondisi hypothyroid (hipotiroidisme), dan 3 adalah negative yang menunjukkan bahwa tidak ada indikasi hyperthyroid maupun hypothyroid. Jumlah sampel data pada setiap kelas adalah sebagai berikut: 150 sampel data pada kelas 1, 35 sampel data pada kelas 2, dan 30 sampel data pada kelas 3. Informasi mengenai atribut-atribut data yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Atribut dataset tiroid

Nama Atribut	Keterangan	Range
CLASS	Klasifikasi hasil diagnosa	1 – 3 (Kategori) 1 (hipertiroidisme) 2 (hipotiroidisme) 3 (negative)
T3RESIN	Tingkat ikatan resin triiodotironin(T3) dalam darah	65 – 144 (numerik)
THYROXIN	Tingkat hormon tiroksin dalam darah	0.5 – 25.3 (Numerik)
THYRONINE	Tingkat hormon triiodotironin dalam darah	0.2 – 10 (Numerik)
THYROID	Hasil tes tiroid	0.1 – 56.4 (Numerik)
TSH_VALUE	Tingkat hormon stimulasi tiroid dalam darah	-0.7 – 56.3 (Numerik)

2.2 Preprocessing Data

Praproses data adalah tahapan yang paling penting dilakukan pada penelitian. Beberapa hal yang dilakukan pada tahap praproses data seperti penghapusan data yang tidak wajar, *encoding* data untuk mengubah nilai kategorikal menjadi numerik dan penanganan data yang hilang dilakukan agar data siap untuk diproses dalam tahap pengembangan model klasifikasi [16]. Pada penelitian ini tidak ada data yang dihapus atau dibuang, tidak terdapat data yang hilang pada setiap atribut dan nilai pada data tersebut sudah diubah ke dalam bentuk numerik. Akan tetapi atribut-atribut pada data set yang digunakan memiliki rentang jarak yang terlalu jauh. Oleh karena itu perlu dilakukan normalisasi data pada atribut T3RESIN, THYROXIN, THYRONIN, THYROID dan TSH_VALUE. Adapun salah metode normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu metode *Min-max* yang dirumuskan pada Persamaan (1) berikut.

$$X_{norm} = \frac{x_i' - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} (new_{max}(x_i) - new_{min}(x_i)) + new_{min}(x_i) \dots\dots (1)$$

Keterangan :

- x_i = atribut data
- $\min(x_i)$ = nilai absolut minimal variable x
- $\max(x_i)$ = nilai absolut maksimal dari variable x
- x_i' = nilai lama dari tiap entri data
- $new_{max}(x_i)$ = nilai max dari *range*
- $new_{min}(x_i)$ = nilai min dari *range*

Untuk teknik yang digunakan dalam klasifikasi penyakit tiroid yaitu menggunakan metode *percentage split* dan *k-fold cross validation*. *Percentage split* adalah pembagian data menjadi data *testing* dan data *training* untuk melatih dan menguji model *machine learning*. Sedangkan *k-fold cross validation* adalah suatu jenis pengujian yang berfungsi untuk menilai kerja proses suatu metode algoritma dengan mengelompokkan data sebanyak nilai k *k-fold* dan membagi sampel datanya secara acak. Nilai *K-Fold* yang digunakan ialah sebesar 5. Sedangkan pada *Percentage Split*, digunakan data *training* sebesar 80% dan data *testing* sebesar 20%.

2.3 Algoritma Iterative Dichotomiser (ID3)

Algoritma *Iterative Dichotomizer 3* (ID3) merupakan algoritma yang digunakan untuk membuat pohon keputusan dimana input algoritmanya berupa dataset dengan sejumlah variabel dan atribut

yang diketahuinya [5]. Saat membuat pohon keputusan, ID3 memiliki properti *top-down* dan *divide-and-conquer*. *Divide-and-conquer* adalah metode konstruksi pohon keputusan di mana data pelatihan secara iteratif dibagi menjadi bagian-bagian yang lebih kecil sementara *top-down* berarti pohon keputusan dibuat dari simpul akar ke daun. Berikut ini perhitungan algoritma ID3 yang digunakan pada penelitian ini:

1) Menghitung nilai entropi

Untuk menghitung nilai entropi dapat menggunakan rumus Persamaan (2).

$$\text{Entropi}(S) = \sum_{i=1}^k -P_i \log_2 P_i \dots \dots (2)$$

Keterangan:

S = Himpunan kasus

k = jumlah kelas

i = indeks kelas

P_i = Probabilitas kemunculan kelas i

2) Menghitung nilai gain

Untuk menghitung nilai gain dapat menggunakan rumus Persamaan (3).

$$\text{Gain}(S, A) = \text{En}(S) - \sum_{j=1}^m \frac{|S_j|}{|S|} \times \text{En}(S_j) \dots \dots (3)$$

Keterangan:

S = Data untuk training

A = atribut

$|S_j|$ = jumlah sampel kategori j

$|S|$ = jumlah seluruh sampel data

$\text{En}(S_j)$ = Entropi kategori j

$\text{En}(S)$ = Entropi himpunan data S

m = Banyak kategori pada atribut A

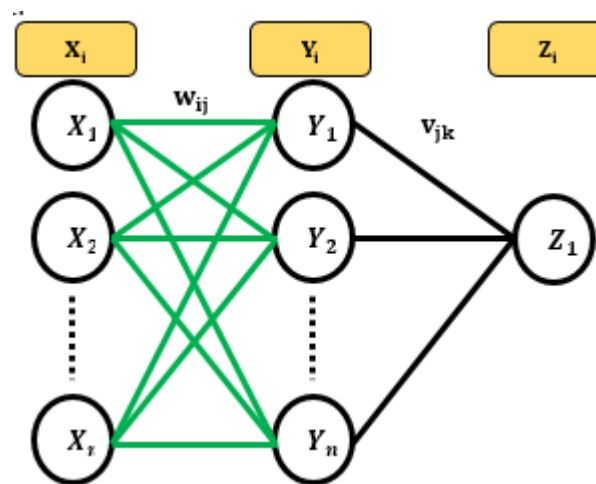
j = indeks kategori

3) Memilih atribut dengan nilai information gain yang paling besar untuk kemudian dibuat simpul (node).

4) Mengulang proses perhitungan information gain hingga seluruh data masuk pada kelas yang sama.

2.4 Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) adalah suatu jaringan yang didasarkan pada jaringan otak manusia atau yang biasa disebut dengan jaringan syaraf tiruan (JST) [14]. Dalam jaringan saraf, neuron diatur dalam lapisan yang biasanya mencakup *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Berikut adalah gambaran arsitektur jaringan ANN yang dapat digunakan pada dataset tiroid ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur jaringan ANN

Keterangan :

- X_i = Input Layer
- Y_i = Hidden Layer
- Z_i = Output Layer
- = w_{ij} = bobot dari input layer ke hidden layer
- = v_{jk} = bobot dari hidden layer ke output layer

Berdasarkan Gambar 2 di atas, terdapat 3 (tiga) bagian yang dapat disebut juga dengan *layer*. *Layer* pertama disimbolkan dengan (X_i) disebut *input layer* yang menerima masukan dari data yang di *input* dalam jaringan. *Layer* kedua disimbolkan dengan (Y_i) disebut *hidden layer* yang memproses masukan dari *input layer* dan menghasilkan nilai *output*. Dan *layer* terakhir disimbolkan dengan (Z_i) disebut *output layer* yang menampilkan hasil *output* dari proses *input* dan *hidden layer*. Pada Gambar 2, nilai bobot disimbolkan dengan w_{ij} dan v_{jk} . Menurut [17], suatu karakteristik dari algoritma ANN dapat diperoleh dari hubungan yang dibentuk setiap neuron, teknik penentuan nilai bobot disetiap koneksi dan fungsi aktifasinya. Adapun berikut ini tahapan pembentukan model ANN, yaitu :

- 1) Melakukan inisialisasi bobot dan bias secara acak dengan menggunakan nilai pada rentang tertentu.
- 2) Lakukan propagasi maju (*forward propagation*) dengan menggunakan rumusan Persamaan (4).

$$u = \sum (w_i \cdot x_i) + b_i \dots \dots \dots (4)$$

Keterangan :

- u = total nilai *input*
- w_i = bobot *input*
- x_i = nilai
- b_i = bias
- 3) Selanjutnya aplikasikan fungsi aktifasi yang fungsinya menghasilkan nilai *output* pada *layer* berikutnya. Adapun fungsi aktifasi yang sering digunakan yaitu perumusan fungsi sigmoid dengan rumus Persamaan (5).

$$a = \frac{1}{1 + e^{-x}} \dots \dots \dots (5)$$

Keterangan :

- x = output yang dihasilkan
- e = kontanta euler (eksponensial)

- 4) Hitung eror pada setiap nilai *output* dan lakukan propagasi mundur.
- 5) Setelah itu, ulangi perhitungan mulai dari propagasi maju sampai propagasi mundur dengan data *training set* dan update nilai (bobot dan bias) di setiap epoch.

Jika hasil akurasi ANN yang diperoleh masih rendah, maka ulangi proses dengan mengubah *hyperparameter* seperti jumlah neuron pada *rate learning* atau *hidden layer*.

2.5 Evaluasi Hasil

Confusion matrix adalah metode untuk menilai model kategorisasi yang mengkategorikan kuantitas prediksi objek yang akurat atau tidak akurat [9]. Matriks berisi informasi nilai real dan ekspektasi dari klasifikasi dan terdiri dari prediksi yang akan dibandingkan dengan kelas aslinya. Pada *confusion matrix*, terdapat Istilah TP (*True Positive*) dan TN (*True Negative*) yang mengacu pada situasi di mana hasil yang diharapkan sesuai dengan fakta. Kondisi FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) terjadi ketika hasil yang diharapkan berbeda dari keadaan sebenarnya [18]. Berikut *confusion matrix* untuk klasifikasi 3 kelas seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Confusion matrix

Kelas		Nilai Aktual	
		Positif	Negatif
Nilai Aktual	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Dari *confusion matrix*, dengan menggunakan akurasi, presisi, dan *recall* dapat dihitung sebagai evaluasi kinerja model pada penelitian ini.

- 1) Akurasi adalah perbandingan jumlah nilai prediksi *true* pada seluruh data. Adapun rumus dari akurasi dapat dilihat pada Persamaan (6) berikut [18] :

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \dots (6)$$

- 2) Presisi adalah cara untuk mengukur seberapa akurat hasil model yang rumusnya dinyatakan pada Persamaan (7) berikut [18] :

$$presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad \dots (7)$$

- 3) Recall adalah ukuran kelengkapan pada suatu model. Rumus *Recall* dapat dinyatakan pada Persamaan (8) berikut [18] :

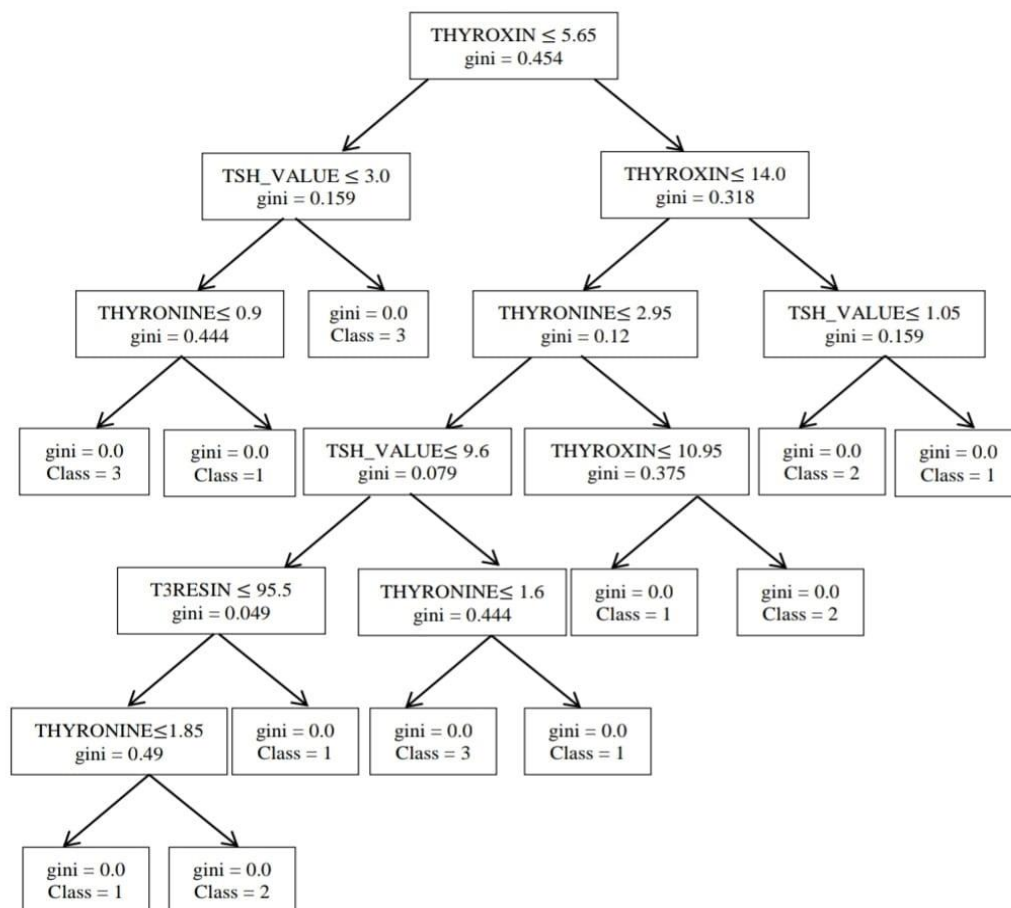
$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad \dots (8)$$

3 Hasil dan Pembahasan

Hasil klasifikasi dataset tiroid pada penelitian ini diperoleh dari implementasi algoritma ID3 dan ANN. Algoritma ID3 diterapkan untuk mengidentifikasi atribut yang paling signifikan dalam menentukan kelas diagnosis penyakit tiroid. Sementara itu, Algoritma ANN diterapkan untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan memperbarui bobot pada model melalui beberapa *epoch* pelatihan. Selanjutnya, dilakukan perbandingan kedua metode untuk mengevaluasi keefektifan masing-masing algoritma dalam klasifikasi dataset tiroid.

3.1 Implementasi Algoritma ID3

Pada perhitungan menggunakan algoritma ID3 yang harus dicari terlebih dahulu adalah nilai Gain tertinggi yang dimiliki oleh dataset tiroid. Dari hasil perhitungan Gain, diperoleh pohon keputusan dengan Gain tertinggi pada atribut THYROXIN dengan nilai Gain sebesar 0.454 untuk metode *Percentage Split* dan nilai Gain sebesar 1.185 untuk *K-Fold Cross Validation*, sehingga untuk nilai THYROXIN yang tidak memenuhi syarat maka harus dilihat pada nilai atribut lainnya untuk klasifikasi dataset tiroid yang dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 3. Pohon keputusan ID3 dengan metode *percentage split*

Setelah diperoleh pohon keputusan seperti pada Gambar 3 diatas, maka diperoleh aturan linguistik menggunakan metode *Percentage Split* untuk dataset tiroid sebagai berikut :

IF THYROXIN $\leq$ 5,65 AND nilai TSH_VALUE $\leq$ 3,00 **AND** nilai THYRONINE $\leq$ 0,90, **THEN** kelasnya adalah 3 (*Negative*).

IF THYROXIN $\leq$ 5,65 AND nilai TSH_VALUE $\leq$ 3,00 **AND** nilai THYRONINE $>$ 0,90, **THEN** kelasnya adalah 1 (*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN $\leq$ 5,65 AND nilai TSH_VALUE $>$ 3,00, **THEN** kelasnya adalah 3 (*Negative*).

IF THYROXIN $>$ 5,65 AND $\leq$ 14,00, AND nilai THYRONINE $\leq$ 2,95, **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 9,60, **AND** nilai T3RESIN $\leq$ 95,50, **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 10,00, **THEN** kelasnya adalah 1 (*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN $>$ 5,65 AND $\leq$ 14,00, AND nilai THYRONINE $\leq$ 2,95, **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 9,60, **AND** nilai T3RESIN $\leq$ 95,50, **AND** nilai THYROXIN $>$ 10,00, **THEN** kelasnya adalah 2 (*Hypothyroid*).

IF THYROXIN $>$ 5,65 AND $\leq$ 14,00, AND nilai THYRONINE $\leq$ 2,95, **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 9,60, **AND** nilai T3RESIN $>$ 95,50, **THEN** kelasnya adalah 1 (*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN $>$ 5,65 AND $\leq$ 14,00, AND nilai THYRONINE $\leq$ 2,95, **AND** nilai TSH_VALUE $>$ 9,60, **AND** nilai THYRONINE $\leq$ 1,60, **THEN** kelasnya adalah 3 (*Negative*).

IF THYROXIN > 5,65 AND $\leq 14,00$, AND nilai THYRONINE $\leq 2,95$, AND nilai TSH_VALUE > 9,60, AND nilai THYRONINE > 1,60, THEN kelasnya adalah 1(Hyperthyroid).

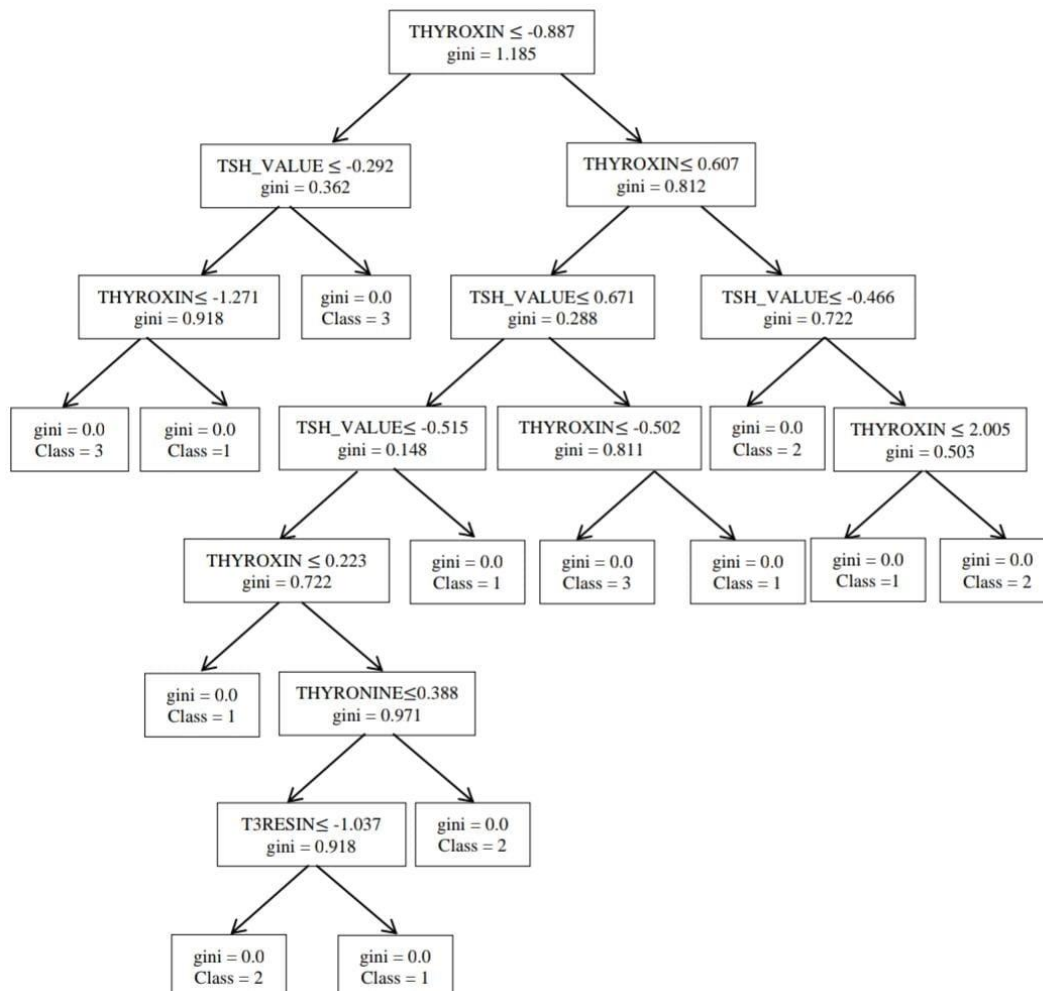
IF THYROXIN > 5,65 AND $\leq 14,00$, AND nilai THYRONINE > 2,95, AND nilai THYROID $\leq 1,55$, THEN kelasnya adalah 2(Hypothyroid).

IF THYROXIN > 5,65 AND $\leq 14,00$, AND nilai THYRONINE > 2,95, AND nilai THYROID > 1,55, THEN kelasnya adalah 1(Hyperthyroid).

IF THYROXIN > 14,00 AND nilai TSH_VALUE $\leq 1,05$, THEN kelasnya adalah 2(Hypothyroid).

IF THYROXIN > 14,00 AND nilai TSH_VALUE > 1,05, THEN kelasnya adalah 1(Hyperthyroid).

Berikut adalah bentuk pohon keputusan Algoritma ID3 menggunakan *K-Fold Cross Validation* yang dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Pohon keputusan ID3 dengan metode *K-Fold cross validation*

Aturan linguistik yang dihasilkan dari pohon keputusan pada Gambar 4 menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* sebagai berikut:

IF THYROXIN ≤ -0.89 AND nilai TSH_VALUE ≤ -0.29 AND nilai THYROXIN ≤ -1.27 , THEN kelasnya adalah 3(Negative).

IF THYROXIN ≤ -0.89 AND nilai TSH_VALUE ≤ -0.29 AND THYROXIN > -1.27, THEN kelasnya adalah 1(Hyperthyroid).

IF THYROXIN ≤ -0.89 AND nilai TSH_VALUE > -0.29, THEN kelasnya adalah 3(Negative).

IF THYROXIN > -0.89 AND nilai THYROXIN ≤ 0.61 AND nilai TSH_VALUE ≤ 0.67 AND nilai TSH_VALUE ≤ -0.52 AND THYROXIN ≤ 0.22 , THEN kelasnya adalah 1(Hyperthyroid).

IF THYROXIN > -0.89 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 0.67 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ -0.52 **AND** nilai THYROXIN > 0.22 **AND** nilai THYRONINE $\leq$ 0.39 **AND** nilai T3RESIN $\leq$ -1.04, **THEN** kelasnya adalah 2(*Hypothyroid*).

IF THYROXIN > -0.89 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 0.67 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ -0.52 **AND** nilai THYROXIN > 0.22 **AND** nilai THYRONINE $\leq$ 0.39 **AND** nilai T3RESIN > -1.04, **THEN** kelasnya adalah 1(*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN > -0.89 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ 0.67 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ -0.52 **AND** nilai THYROXIN > 0.22 **AND** nilai THYRONINE > 0.39, **THEN** kelasnya adalah 2(*Hypothyroid*).

IF THYROXIN > -0.89 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE > 0.67 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ -0.50, **THEN** kelasnya adalah 3(*Negative*).

IF THYROXIN > -0.89 **AND** nilai THYROXIN $\leq$ 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE > 0.67 **AND** nilai THYROXIN > -0.50, **THEN** kelasnya adalah 1(*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN > 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE $\leq$ -0.47, **THEN** kelasnya adalah 2(*Hypothyroid*).

IF THYROXIN > 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE > -0.47 **AND** nilai THYRONINE $\leq$ 0.56, **THEN** kelasnya adalah 1(*Hyperthyroid*).

IF THYROXIN > 0.61 **AND** nilai TSH_VALUE > -0.47 **AND** nilai THYRONINE > 0.56, **THEN** kelasnya adalah 2(*Hypothyroid*).

Setelah memperoleh pohon keputusan penyakit tiroid dengan menggunakan algoritma ID3 pada metode *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation*, yaitu dengan mencari perhitungan pada kedua metode tersebut. Untuk *Percentage Split* menggunakan data testing 20% dan data training 80%, sementara untuk *K-Fold Cross Validation* menggunakan nilai k sebesar 5. *Confusion matrix* yang dihasilkan pada kedua metode tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Confusion matrix ID3 menggunakan percentage split dan K-fold cross validation

Kelas		Percentage Split			K-Fold Cross Validation		
		1	2	3	1	2	3
Nilai Aktual	1	30	0	0	145	2	3
	2	2	4	0	4	31	0
	3	3	0	4	4	0	26

Seperti yang terlihat pada Tabel 3 confusion matrix, terdapat 3 label kelas yaitu 1(hyperthyroid), 2 (Hypothyroid) dan 3 (Negative) yang memiliki nilai TP, TN, FP, dan FN yang berbeda masing masing kelas. Pada confusion matrix dengan dengan Percentage Split, terdapat 30 data untuk kelas 1, 4 data untuk kelas 2, dan 4 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan diprediksi dengan benar sebagai positif (TP), tidak terdapat data untuk tiap kelas yang sebenarnya negatif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif (TN), terdapat 2 data untuk kelas 2 yang sebenarnya negatif dan salah diprediksi sebagai positif (FP), dan terdapat 3 data pada kelas 1 dan 3 yang sebenarnya positif dan salah diprediksi sebagai negatif (FN). Sedangkan pada confusion matrix dengan pengujian K-Fold Cross Validation, terdapat 145 data pada kelas 1, 31 data untuk kelas 2, dan 26 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan diprediksi dengan benar sebagai positif (TP), tidak terdapat data yang sebenarnya negatif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif (TN), terdapat 2 data untuk kelas 1, 4 data untuk kelas 2, dan 0 untuk kelas 3 yang sebenarnya negatif dan salah diprediksi sebagai positif (FP), dan terdapat 3 data untuk kelas 1, 0 untuk kelas 2, dan 4 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan salah diprediksi sebagai negatif (FN). Nilai presisi, recall, dan akurasi dari kedua metode tersebut ditunjukkan pada Tabel 4.

Percentage Split			K-Fold Cross Validation			
Kelas	Presisi (%)	Recall (%)	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	Akurasi (%)
1	86	100	88	95	97	93
2	100	67		94	89	
3	100	57		90	87	

11

Tabel 5. Confusion matrix ANN menggunakan percentage split dan K-Fold cross validation

Kelas		Percentage Split			K-Fold Cross Validation		
		1	2	3	1	2	3
Nilai Aktual	1	30	0	0	146	2	2
	2	1	5	0	2	33	0
	3	3	0	4	4	0	26

Berdasarkan Tabel 5 *Confusion Matrix* Algoritma ANN dengan pengujian *Percentage Split* terdapat 30 data untuk kelas 1, 5 data untuk kelas 2, dan 4 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan diprediksi dengan benar sebagai positif (TP), tidak terdapat data untuk tiap kelas yang sebenarnya negatif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif (TN), terdapat 1 data untuk kelas 2 dan 3 data untuk kelas 3 yang sebenarnya negatif dan salah diprediksi sebagai positif (FP), dan terdapat 1 data untuk kelas 1 yang sebenarnya positif dan salah diprediksi sebagai negatif (FN). Sedangkan pada pengujian *K-Fold Cross Validation* terdapat 146 data untuk kelas 1, 33 data untuk kelas 2, dan 26 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan diprediksi dengan benar sebagai positif (TP), tidak terdapat data untuk tiap kelas yang sebenarnya negatif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif (TN), terdapat 2 data untuk kelas 1, 2 data untuk kelas 2, dan 0 untuk kelas 3 yang sebenarnya negatif dan salah diprediksi sebagai positif (FP), dan terdapat 2 data untuk kelas 1, 0 untuk kelas 2, dan 4 data untuk kelas 3 yang sebenarnya positif dan salah diprediksi sebagai negatif (FN). Nilai presisi, *recall*, dan akurasi dari kedua metode tersebut ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Algoritma ANN menggunakan percentage split dan K-fold cross validation

Kelas	Percentage Split			K-Fold Cross Validation		
	Presisi (%)	Recall (%)	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	Akurasi (%)
1	88	100		96	97	
2	100	83	90	94	94	95
3	100	57		93	87	

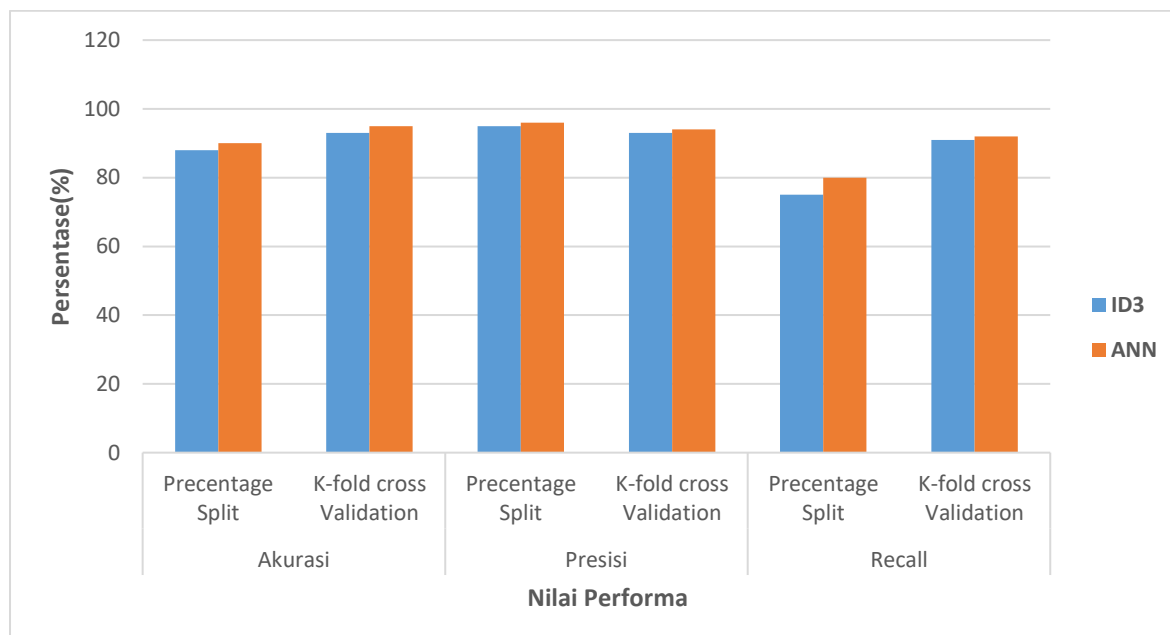
Pada Tabel 6 menunjukkan bahwa pada perhitungan *K-Fold Cross Validation* menghasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi yaitu sebesar 95%. Sedangkan pada perhitungan *Percentage Split* menghasilkan nilai akurasi sebesar 90%. Hal ini membuktikan bahwa Algoritma ANN termasuk dalam kategori yang sangat baik untuk klasifikasi dataset tiroid.

3.3 Perbandingan Algoritma ID3 dan ANN

Hasil dari Algoritma ID3 dan ANN dengan menggunakan *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation* menunjukkan bahwa kedua metode tersebut memiliki kinerja yang sangat baik dalam prediksi penyakit tiroid. Selanjutnya ditunjukkan tabel dan grafik perbandingan nilai rata-rata presisi, *recall* dan akurasi dari seluruh kelas pada Algoritma ID3 dan ANN menggunakan metode *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation*.

Tabel 7. Nilai rata-rata, recall dan akurasi algoritma ID3 dan ANN

Algoritma/Metode Training		Presisi (%)	Recall (%)	Akurasi (%)
ID3/Percentage Split		95	75	88
ID3/K-Fold Validation	Cross	93	91	93
ANN/Percentage Split		96	80	90
ANN/K-Fold Validation	Cross	94	92	95



Gambar 6. Perbandingan nilai rata-rata keseluruhan presisi, recall dan akurasi algoritma ID3 dan ANN menggunakan percentage split dan K-fold cross validation

Dapat dilihat pada Tabel 7 dan Gambar 6 bahwa nilai presisi dan *recall* pada Algoritma ANN jauh lebih tinggi dibandingkan dengan Algoritma ID3 begitupun dengan nilai akurasi yang dihasilkan. Hal itu terbukti dengan label Algoritma ANN yang berada diatas Algoritma ID3. Untuk perhitungan dengan *Percentage Split*, nilai rata-rata presisi dan *recall* pada Algoritma ID3 sebesar 95% dan 75%. Sedangkan pada Algoritma ANN, nilai rata-rata presisi dan *recall* yang dihasilkan sebesar 96% dan 80%. Pada perhitungan *K-Fold Cross Validation*, nilai rata-rata presisi dan *recall* pada Algoritma ID3 sebesar 93% dan 91%. Sedangkan pada Algoritma ANN sebesar 94% dan 92%. Sehingga Algoritma ANN jauh lebih baik dan akurat untuk klasifikasi penyakit tiroid.

4 Kesimpulan

Berdasarkan percobaan pada dataset penyakit tiroid, implementasi Algoritma ID3 dan ANN dengan metode *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation* menunjukkan perbedaan hasil yang signifikan. Algoritma ANN menghasilkan tingkat akurasi, presisi, dan *recall* yang lebih tinggi dibandingkan dengan Algoritma ID3. Dalam metode *Percentage Split*, Algoritma ANN mencapai nilai rata-rata presisi dan *recall* sebesar 100%, sementara Algoritma ID3 mencapai 99% dan 95%. Untuk metode *K-Fold Cross Validation*, Algoritma ANN menghasilkan nilai rata-rata presisi dan *recall* sebesar 94% dan 92%, sedangkan Algoritma ID3 mencapai 93% dan 91%. Selain itu, nilai akurasi juga menunjukkan hasil yang lebih baik untuk Algoritma ANN. Dalam metode *Percentage Split*, Algoritma ANN mencapai akurasi sebesar 100%, sedangkan Algoritma ID3 mencapai 97%. Dalam metode *K-Fold Cross Validation*, Algoritma ANN menghasilkan akurasi sebesar 95%, sedangkan Algoritma ID3 mencapai 93%. Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa Algoritma ANN memiliki performa yang lebih baik dalam klasifikasi penyakit tiroid dibandingkan dengan Algoritma ID3. Hal ini ditunjukkan oleh nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang lebih tinggi yang diperoleh oleh Algoritma ANN dalam metode *Percentage Split* dan *K-Fold Cross Validation*.

Referensi

- [1] A. Putra ZM, Ernawati, and A. Erlansari, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tiroid menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Android," *J. Rekursif*, vol. 5, no. 3, pp. 270–284, 2017.
- [2] S. Agustiani, A. Mustopa, A. Saryoko, W. Gata, and S. K. Wildah, "Penerapan Algoritma J48 untuk Deteksi Penyakit Tiroid," *Paradig. - J. Komput. dan Inform.*, vol. 22, no. 2, pp. 153–160, 2020.
- [3] B. Wijonarko, "Perbandingan Algoritma Data Mining Naive Bayes dan Bayes Network untuk Mengidentifikasi Penyakit Tiroid," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 1, pp. 21–26, 2018.
- [4] A. Nurmasani and Y. Pristyanto, "Algoritme Stacking untuk Klasifikasi Penyakit Jantung pada Dataset Imbalanced Class," *Pseudocode*, vol. 8, no. 1, pp. 21–26, Mar. 2021.
- [5] D. Himawan, "Aplikasi Data Mining menggunakan Algoritma ID3 untuk Mengklasifikasi Kelulusan Mahasiswa pada Universitas Dian Nuswantoro Semarang," pp. 1–10, 2014.
- [6] A. E. Pramadhani and T. Setiadi, "Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Prediksi Penyakit ISPA (Infeksi Saluran Pernapasan Akut) dengan Algoritma Decision Tree (ID3)," *J. Sarj. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 831–839, 2014.
- [7] V. Sihombing, "Klasifikasi Algoritma Iterative Dichotomizer (ID3) untuk Tingkat kepuasan pada Sarana Laboratorium Komputer," *J. Teknol. dan Ilmu Komput. Prima*, vol. 1, no. 2, pp. 180–187, 2018.
- [8] S. Defiyanti and D. L. Pardede, "Perbandingan Kinerja Algoritma Id3 dan C4.5 dalam Klasifikasi Spam-Mail," 2010.
- [9] G. Gunawan, A. C. Fauzan, and H. Harliana, "Implementasi Algoritma Decision Tree Iterative Dichotomiser 3 (ID3) untuk Prediksi Keberhasilan Pengobatan Penyakit Kutil menggunakan Cryotherapy," *J. Bumigora Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 73–82, 2022.
- [10] J. A. Sidette, E. Eko, and O. D. Nurhayati, "Pendekatan Metode Pohon Keputusan Menggunakan Algoritma ID3 untuk Sistem Informasi Pengukuran Kinerja PNS," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 4, no. 2, pp. 75–86, 2014.
- [11] I. P. Sutawinaya, I. N. G. A. Astawa, and N. K. D. Hariyanti, "Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan pada Peramalan Curah Hujan," *Log. J. Ranc. Bangun dan Teknol.*, vol. 17, no. 2, pp. 92–97, 2017.
- [12] A. Gafururrahim, "Prediksi Daya Output Pembangkitan Pltb Jeneponto untuk Satu Tahun ke depan Menggunakan ANN (Artificial Neural Network)." Universitas Hasanuddin, 2021.
- [13] Euis Saraswati, Yuyun Umaidah, and Apriade Voutama, "Penerapan Algoritma Artificial Neural Network untuk Klasifikasi Opini Publik terhadap Covid-19," *Gener. J.*, vol. 5, no. 2, pp. 109–118, 2021.
- [14] D. A. Ihsani, A. Arifin, and M. H. Fatoni, "Klasifikasi DNA Microarray menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Artificial Neural Network (ANN)," *J. Tek. ITS*, vol. 9, no. 1, pp. A124–A129, 2020.
- [15] S. Melangi, "Klasifikasi Usia berdasarkan Citra Wajah menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 60–67, 2020.
- [16] E. D. Wahyuni, A. A. Arifiyanti, and M. Kustyani, "Exploratory Data Analysis dalam Konteks Klasifikasi Data Mining," *Pros. Nas. Rekayasa Teknol. Ind. dan Inf. XIV Tahun 2019*, vol. 2019, no. November, pp. 263–269, 2019, [Online].
- [17] I. Sugiyarto and U. Faddillah, "Optimasi Artificial Neural Network dengan Algorithm Genetic pada Prediksi Approval Credit Card," *J. Tek. Inform. Stmik Antar Bangsa*, vol. III, no. 2, pp. 151–156, 2017.
- [18] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani, and S. Sarjana, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara dengan Teknologi WSN menggunakan Confusion Matrix," *J. Inform. Upgris*, vol. 6, no. 2, pp. 66–75, 2021.
- [19] A. Desiani, "Perbandingan Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Penyakit Hati," *Simkom*, vol. 7, no. 2, pp. 104–110, 2022.