

PERBANDINGAN ALGORITMA ANN, KNN DAN DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI DELAY AIRLINES

Jason Sunaryo¹, Arethusya Rayhan Subrata², Aldo Hartanto³, Shinzi⁴, Valeroy Putra Sientika⁵

^{1),2),3),4),5)} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara, Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia

¹⁾email : jason.535220123@stu.untar.ac.id ²⁾email : arethusya.535220164@stu.untar.ac.id
³⁾email : aldo.535220135@stu.untar.ac.id ⁴⁾email : shinzi.535220118@stu.untar.ac.id ⁵⁾email : valeroy.535220151@stu.untar.ac.id

Abstrak

Semakin berkembangnya zaman maka akan semakin canggih pula transportasi yang ada. Salah satu transportasi yang sering digunakan oleh manusia dalam bepergian jarak jauh adalah dengan menaiki pesawat. Namun terkadang ada beberapa kendala yang dialami salah satunya adalah keterlambatan maskapai penerbangan. Keterlambatan maskapai penerbangan tidak hanya menghambat aktivitas penumpang akan tetapi juga merugikan bagi pihak maskapai karena menambah biaya operasional. Oleh karena itu dibutuhkan cara untuk memprediksi apakah suatu penerbangan akan terlambat atau tidak. Pada penelitian ini akan mencoba untuk memprediksi keterlambatan dengan menggunakan 3 algoritma yaitu ANN, Decision Tree, KNN. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah sebanyak 539383. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma yang paling cocok untuk dataset ini adalah algoritma Decision Tree dengan rata-rata akurasi sebesar 62.5%.

Kata kunci— algoritma ANN, algoritma KNN, algoritma Decision Tree, maskapai penerbangan

Abstract

As time progresses, transportation methods become more sophisticated. One of the commonly used modes of long-distance travel is by air travel. However, there are occasional challenges encountered, one of which is delays. Airlines delays not only inconvenience passengers but also incur losses for airlines due to increased operational costs. Therefore, there is a need to predict whether a flight will be delayed or not. This research aims to predict delays using three algorithms: ANN, Decision Tree, and KNN. The dataset utilized in this study consists of 539,383 records. The findings of this study indicate that the most suitable algorithm for this dataset is the Decision Tree algorithm, with an average accuracy of 62.5%.

Keywords— ANN algorithm, KNN algorithm, Decision Tree algorithm, Airlines

1. PENDAHULUAN

Transportasi pada zaman ini sudah berkembang pesat sehingga orang-orang akan semakin sering berpergian [1]. Salah satu metode berpergian jarak jauh yang paling umum adalah dengan

menaiki pesawat terbang. Pesawat terbang merupakan transportasi yang aman, nyaman dan juga cepat apabila dibandingkan dengan transportasi lainnya. Namun bagi sebagian orang seringkali mengalami beberapa kendala dalam berpergian jarak jauh khususnya bagi yang menggunakan maskapai penerbangan. Salah satu kendala yang sering dialami oleh kebanyakan orang adalah *delay* penerbangan. *Delay* penerbangan dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti hari *weekend* [2], cuaca yang tidak memadai [3, 4], jenis maskapai penerbangan [5], lama waktu penerbangan, tujuan penerbangan dan lain-lain.

Delay penerbangan merupakan masalah besar dalam industri penerbangan [6]. *Delay* penerbangan tidak hanya berdampak kepada kesenangan penumpang [7] tetapi juga berdampak pada maskapai penerbangan itu sendiri karena menambah biaya operasional [8]. Untuk kasus tertentu maskapai penerbangan perlu ganti rugi akibat kerugian yang ditimbulkan dari keterlambatan [9, 10]. Oleh karena itu diperlukan cara untuk memprediksi *delay* penerbangan. Algoritma yang akan digunakan untuk mempelajari dataset adalah algoritma *Decision Tree*, *Artificial Neural Network (ANN)* dan *K-Nearest Neighbor(KNN)*. Setelah mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi maka informasi yang didapat bisa digunakan oleh maskapai penerbangan sehingga bisa mengurangi *delay* sebaik mungkin untuk meningkatkan kualitas penerbangan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Studi Literatur

Dikarenakan *delay* penerbangan adalah masalah besar yang sering terjadi maka sudah ada beberapa hasil penelitian yang dilakukan. Salah satu contohnya adalah penelitian yang dilakukan oleh H. Khaksar dan A. Sheikholeslami yang menggunakan beberapa algoritma diantaranya adalah *Hybrid Method (decision tree combined with cluster classification)*, *Random Forest* dan *Decision Tree* dengan judul *Airline delay prediction by machine learning algorithms* [11]. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan oleh H. Khaksar dan A. Sheikholeslami menunjukkan hasil akurasi 64.28% untuk *Decision Tree* di *US Network* sedangkan untuk di *Iran Network* akurasi yang didapat adalah 63.89%. Pada algoritma *Random Forest* menunjukkan hasil akurasi 67.43% untuk *US Network* sedangkan untuk *Iran Network* 72.11%. Hasil Terbaik didapatkan dengan *Hybrid Method* yaitu akurasi sebesar 71.39% pada *US Network* dan 76.44% untuk *Iran Network*.

Ada juga penelitian lain yang dilakukan oleh Satish N, Premkumar M dan A.N. Karthikeyan dengan judul *Flight Delay Prediction Using Machine Learning* [12]. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan didapatkan hasil akurasi 91% dengan menggunakan algoritma *Random Forest*. Selain itu ada penelitian yang dilakukan oleh Muh. Yusuf Syam yang berjudul *Prediksi Flight Delay Berbasis Algoritma Neural Network* [13]. Algoritma yang digunakan pada penelitian Muh. Yusuf Syam adalah *Artificial Neural Network*. Hasil yang didapat yaitu data latih dengan akurasi 81.89% dan data tes dengan akurasi 81.59%.

2.1.1 ANN (Artificial Neural Network)

ANN merupakan metode komputasi yang meniru jaringan saraf pada manusia [14]. *ANN* terdiri dari banyak neuron dan neuron-neuron ini dikelompokkan ke beberapa layer. Neuron yang terdapat pada masing-masing layer akan dihubungkan dengan neuron pada layer lainnya. Namun pada bagian input dan output tidak dihubungkan. *Hidden layer* adalah layer yang berada di antara input dan output. Apabila layer *input* menerima informasi maka akan diteruskan ke Layer-Layer lainnya secara satu persatu sampai mencapai titik akhirnya di output.

2.1.2 Decision Tree

Decision Tree adalah salah satu metode machine learning yang akan menghasilkan sebuah keputusan. Keputusan yang didapat bersifat prediktif. Decision tree bekerja dengan membagi dataset menjadi subset-subset yang lebih kecil mengikuti fitur input secara berurutan [15]. Pembagian dilakukan dengan memilih fitur paling informatif untuk memaksimalkan pemisahan antara kelas-kelas target.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (1)$$

Di mana Entropy(S) adalah nilai entropy dari S.

$$Entropy(S) = \sum_i -P_i \log P_i \quad (2)$$

Dengan log adalah logaritma basis 2.

Keterangan :

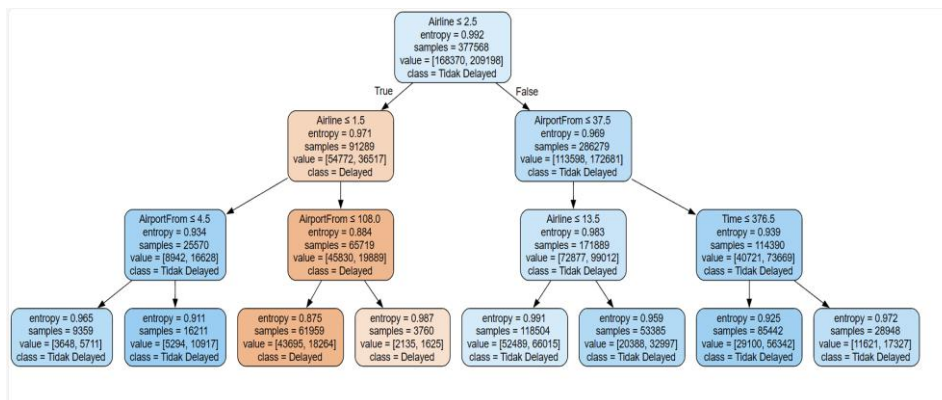
S = Himpunan kasus

A = Atribut

n = Jumlah partisi Atribut A

Pi = Proporsi dari Si kepada S

Contoh dari Decision Tree dapat dilihat pada Gambar 1 dibawah yang dibuat menggunakan *graphviz*.



Gambar 1 Decision Tree Graphviz

2.1.3 KNN (K-Nearest Neighbor)

KNN adalah sebuah metode klasifikasi kepada data-data yang sudah diklasifikasikan sebelumnya [16]. KNN Termasuk ke dalam supervised learning yang berarti hasil query instance terbaru diklasifikasikan mengikuti jarak terdekat dari kebanyakan kategori yang terdapat pada KNN [17]. KNN memiliki beberapa kelebihan seperti bisa lebih fleksibel apabila ada penambahan data dan juga efektif untuk data dengan sampel besar.

2.1.4 Metode Evaluasi

Metode evaluasi yang digunakan adalah melalui hasil dari *Classification Report*. Hasil *Classification Report* didapatkan melalui perhitungan dari *Confusion Matrix* seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1 Isi Confusion Matrix

	Kelas prediksi (Predicted Condition)
--	--------------------------------------

		Positive(PP)	Negative(PN)
Kelas sebenarnya (Actual Condition)	Positive (P)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negative (N)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

True Positive Rate (TPR), juga dikenal sebagai Sensitivitas atau Recall, adalah proporsi dari positif yang benar diprediksi oleh model terhadap semua kasus yang sebenarnya positif. Secara khusus, TPR adalah jumlah True Positive (TP) dibagi dengan jumlah True Positive (TP) ditambah jumlah False Negative (FN) seperti pada persamaan (3) [18].

$$\text{True Positive Rate (TPR)} = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

True Negative Rate (TNR), juga dikenal sebagai Specificity, adalah proporsi dari negatif yang benar diprediksi oleh model terhadap semua kasus yang sebenarnya negatif. Secara khusus, TNR adalah jumlah True Negative (TN) dibagi dengan jumlah True Negative (TN) ditambah jumlah False Positive (FP) seperti pada persamaan (4).

$$\text{True Negative Rate (TNR)} = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (4)$$

False Negative Rate (FNR) adalah proporsi dari negatif yang salah diprediksi oleh model terhadap semua kasus yang sebenarnya positif. Secara khusus, FNR adalah jumlah False Negative (FN) dibagi dengan jumlah False Negative (FN) ditambah jumlah True Positive (TP) seperti pada persamaan (5).

$$\text{False Negative Rate (FNR)} = \frac{FN}{P} = \frac{FN}{FN+TP} \quad (5)$$

False Positive Rate (FPR), juga dikenal sebagai Fall-Out, adalah proporsi dari positif yang salah diprediksi oleh model terhadap semua kasus yang sebenarnya negatif. Secara khusus, FPR adalah jumlah False Positive (FP) dibagi dengan jumlah False Positive (FP) ditambah jumlah True Negative (TN) seperti pada persamaan (6).

$$\text{False Positive Rate (FPR)} = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{FP+TN} \quad (6)$$

Setelah Confusion Matrix juga terdapat *Classification Report*. Hasil pada Classification Report didapatkan menggunakan rumus-rumus berikut. Pertama, accuracy adalah rasio dari jumlah prediksi yang benar terhadap total jumlah prediksi sesuai persamaan (7) [19].

$$\text{Accuracy (ACC)} = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (7)$$

Kedua, precision adalah rasio dari true positives terhadap jumlah dari true positives dan false positives sesuai persamaan (8).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

Ketiga, recall adalah rasio dari true positives terhadap jumlah dari true positives dan false

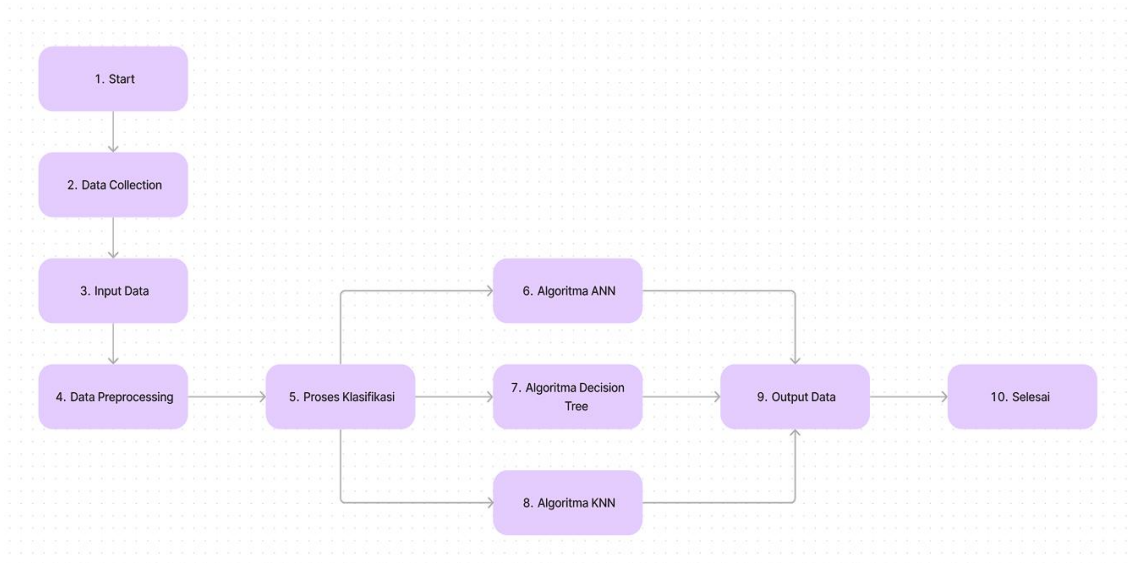
negatives sesuai persamaan (9).

$$Recall = \frac{TP}{P} \quad (9)$$

Keempat, F1-score adalah nilai rata-rata harmonis dari precision dan recall sesuai persamaan (10).

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = \frac{2TP}{TP + FP} \quad (10)$$

2.3 Metodologi



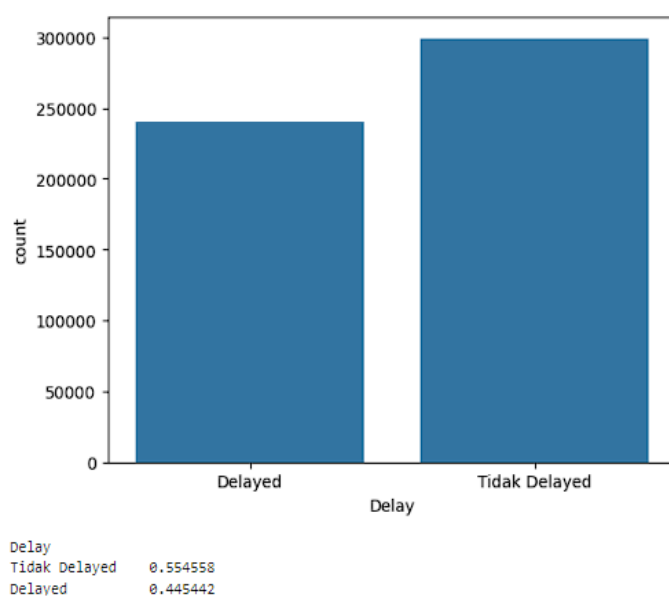
Gambar 2 Diagram Alur Kerja Penelitian

Gambar 2 menunjukkan alur kerja untuk penelitian dataset Delay Airlines. Pertama-tama untuk penelitian ini dibutuhkan data yang akan digunakan sebagai pembelajaran mesin. Maka dari itu tahap pertamanya adalah *Data Collection* atau pengumpulan data. Jika data sampel terlalu sedikit maka hasil yang didapat akan kurang akurat. Oleh karena itu data yang digunakan harus memiliki minimal 1000 sampel dan juga 4 variabel. Data yang akan dipilih juga harus memiliki sumber yang jelas. Setelah data dikumpulkan data akan di input untuk dimasukkan ke dalam proses lebih lanjut dalam format CSV, Excel atau format lainnya. Data Preprocessing adalah tahapan untuk membersihkan data [20], contohnya adalah apabila data memiliki missing value maka perlu diisi dengan metode yang sesuai. Lalu tahapan selanjutnya adalah proses klasifikasi untuk memprediksi keterlambatan airline. Pada tahapan berikutnya pada algoritma ANN yaitu model pembelajaran mesin yang terinspirasi dari struktur jaringan saraf manusia. Selain algoritma ANN penelitian ini juga menggunakan Decision Tree yaitu algoritma machine learning yang membuat keputusan dan konsekuensinya dalam bentuk struktur pohon. Algoritma yang terakhir adalah algoritma KNN yaitu algoritma klasifikasi yang berbasis pada konsep bahwa objek-objek yang serupa cenderung berkumpul dalam ruang fitur. Setelah proses klasifikasi selesai, output data berisi hasil prediksi keterlambatan penerbangan dari masing-masing algoritma.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset Delay Airline yang didapatkan melalui kaggle. Sumber data dapat dilihat melalui link berikut <https://www.kaggle.com/datasets/jimschacko/airlines-dataset-to-predict-a-delay/data>. Pada data tersebut terdapat data sampel sebanyak 539383 dan dengan variabel sebanyak 9 yaitu *id*, *Airline*, *Flight*, *AirportFrom*, *AirportTo*, *DayOfWeek*, *Time*, *Length*, *Delay*. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk memprediksi delay atau tidaknya sebuah penerbangan. Melalui informasi yang diperoleh maskapai penerbangan dapat menyusun jadwal dengan lebih baik lagi sehingga kejadian delay akan berkurang. Pada dataset tersebut 0 pada variabel *delayed* menandakan tidak delayed sedangkan 1 menandakan penerbangan delay. Dari dataset tidak *delayed* berisi 55.46% sedangkan *delayed* sebanyak 44.54% seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Plot Delay dan Tidak Delay

Pada variabel *Airline* maskapai penerbangan yang digunakan disingkat seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1. Tidak hanya variabel *Airline* yang disingkat akan tetapi variabel *AirportFrom* dan *AirportTo* juga disingkat dalam penamaan bandarannya seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 2

Tabel 2 Singkatan Pada Penamaan Airline

Airline	
Full Name	Singkatan
Alaska Airlines	AS / ASA
American Airlines	AA / AAL
Air Canada	AC / ACA
Aeromexico	AM / AMX
Continental Airlines	CO / COA
Delta Airlines	DL / DAL
FedEx	FX / FDX
Hawaiian Airlines	HA / HAL

Northwest Airlines	NW / NWA
Polar Air Cargo	PO / PAC
Southwest Airlines	SW / SWA
United Airlines	UA / UAL
United Parcel	5X / UPS
Virgin Atlantic	VS / VIR
VivaAerobús	VB / VIV
WestJet	WS / WJ

Tabel 3 Singkatan Penamaan Airport Serta Lokasi

Singkatan	Airport	Lokasi
ATL	Hartsfield-Jackson Atlanta International Airport	Georgia
AUS	Austin-Bergstrom International Airport	Texas
BNA	Nashville International Airport	Tennessee
BOS	Boston Logan International Airport	Massachusetts
BWI	Baltimore-Washington International Thurgood Airport	Washington
CLT	Charlotte Douglas International Airport	North Carolina
DAL	Dallas Love Field	Texas
DCA	Ronald Reagan Washington National Airport	Arlington, Virginia
DEN	Denver International Airport	Colorado
DFW	Dallas/Fort Worth International Airport	Texas
DTW	Detroit Metropolitan Airport	Michigan
EWR	Newark Liberty International Airport	New Jersey
FLL	Fort Lauderdale-Hollywood International Airport	Florida
HNL	Daniel K. Inouye International Airport	Honolulu, Hawaii
HOU	William P. Hobby Airport	Houston, Texas
IAD	Dulles International Airport	Virginia
IAH	George Bush Intercontinental Airport	Houston, Texas
JFK	John F. Kennedy International Airport	Queens, New York
LAS	McCarran International Airport	Las Vegas, Nevada
LAX	Los Angeles International Airport	California
LGA	LaGuardia Airport	Queens, New York
MCO	Orlando International Airport	Florida
MDW	Chicago Midway International Airport	Illinois
MIA	Miami International Airport	Florida
MSP	Minneapolis-Saint Paul International Airport	Minnesota
MSY	Louis Armstrong New Orleans International Airport	Louisiana
OAK	Oakland International Airport	California
ORD	O'Hare International Airport	Chicago, Illinois
PDX	Portland International Airport	Oregon
PHL	Philadelphia International Airport	Pennsylvania
PHX	Phoenix Sky Harbor International Airport	Arizona
RDU	Raleigh-Durham International Airport	North Carolina
SAN	San Diego International Airport	California
SEA	Seattle-Tacoma International Airport	Washington
SFO	San Francisco International Airport	California
SJC	Norman Y. Mineta San Jose International Airport	California

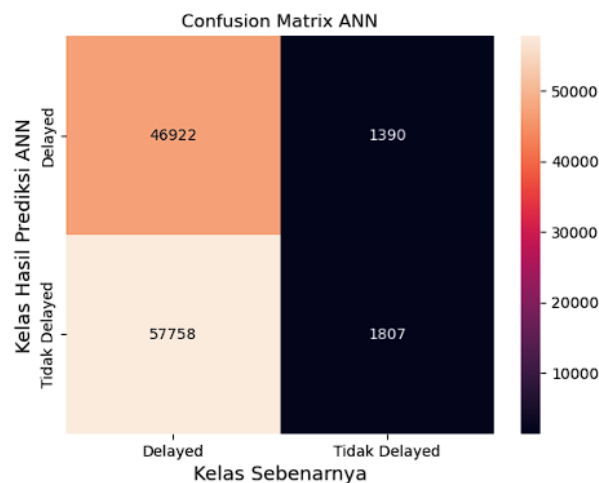
SLC	Salt Lake City International Airport	Utah
SMF	Sacramento International Airport	California
STL	St. Louis Lambert International Airport	Missouri
TPA	Tampa International Airport	Florida

3.2 Data Preprocessing

Data yang sudah didapat akan dilakukan *preprocessing* atau disebut juga dengan Pra-pemrosesan data. Pra-pemrosesan data dimulai dengan memeriksa adanya *missing value* pada dataset. Untuk mengetahui missing value kita dapat menggunakan `df.isna()`. Data fitur delay juga dipisahkan dari fitur-fitur lainnya. Tujuan pemisahan data ini adalah untuk membagi data menjadi dua yaitu data training dan data testing.

3.3 Hasil Eksperimen

Random state yang digunakan pada eksperimen 1 adalah 151, eksperimen 2 adalah 233, eksperimen 3 adalah 324, eksperimen 4 adalah 3940, eksperimen 5 adalah 345723. Data yang diambil adalah data yang berada pada *macro average* di *Classification Report*. Gambar 4 menunjukkan salah satu Confusion Matrix pada ANN yaitu ketika Random State 151 dan data latih 80% serta data uji 20% hasil Classification Report juga ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 4 Confusion Matrix ANN

```

precision    recall  f1-score   support

   Delayed    0.45    0.97    0.61    48312
  Tidak Delayed  0.57    0.03    0.06    59565

 accuracy          0.45    107877
 macro avg         0.51    0.50    0.34    107877
 weighted avg     0.51    0.45    0.31    107877
    
```

Gambar 5 Classification Report ANN

Tabel 4 Hasil algoritma ANN dengan 80% data latih dan 20% data uji

Eksperimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
---------------	-----------	--------	----------	---------

1	0.51	0.50	0.34	0.45
2	0.52	0.51	0.42	0.55
3	0.49	0.50	0.42	0.54
4	0.54	0.50	0.36	0.56
5	0.51	0.50	0.45	0.55
Rata-Rata	0.514	0.502	0.398	0.53

Tabel 5 Hasil algoritma ANN dengan 70% data latih dan 30% data uji

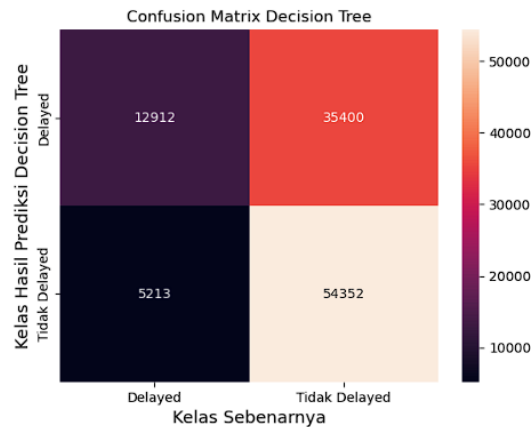
Ekspirimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	0.51	0.51	0.50	0.53
2	0.50	0.50	0.48	0.48
3	0.49	0.49	0.45	0.53
4	0.48	0.50	0.32	0.44
5	0.53	0.50	0.36	0.56
Rata-Rata	0.502	0.5	0.422	0.508

Setelah mendapatkan hasil dari 80% data latih serta 20% data uji pada Tabel 4 dan juga 70% data latih dan 30% data uji pada Tabel 5 maka perlu menghitung rata-rata akhir untuk algoritma ANN.

Tabel 6 Hasil algoritma ANN dengan 70% data latih dan 30% data uji

ANN	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Rata-Rata data latih 80% dan data uji 20%	0.514	0.502	0.398	0.53
Rata-Rata data latih 70% dan data uji 30%	0.502	0.5	0.422	0.508
Rata-Rata ANN	0.508	0.501	0.41	0.519

Hasil yang didapat melalui algoritma ANN ternyata kurang memuaskan dikarenakan memiliki akurasi yang biasa saja. Selain akurasi yang biasa saja waktu dalam menjalankan program untuk ANN memakan waktu yang cukup lama dibandingkan dengan kedua algoritma lainnya. Untuk algoritma selanjutnya yang digunakan adalah Decision Tree. Gambar 6 menunjukkan salah satu Confusion Matrix pada Decision Tree yaitu ketika Random State 151 dan data latih 80% serta data uji 20% hasil Classification Report juga ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 6 Confusion Matrix Decision Tree

```

precision    recall  f1-score   support

   Delayed    0.71    0.27    0.39     48312
  Tidak Delayed 0.61    0.91    0.73     59565

 accuracy          0.62    107877
 macro avg         0.66    0.59    0.56    107877
 weighted avg      0.65    0.62    0.58    107877
    
```

Gambar 7 Classification Report

Tabel 7 Hasil algoritma Decision Tree dengan 80% data latih dan 20% data uji

Eksperimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	0.66	0.59	0.56	0.62
2	0.65	0.59	0.56	0.62
3	0.65	0.59	0.56	0.62
4	0.64	0.60	0.58	0.63
5	0.64	0.60	0.59	0.63
Rata-Rata	0.648	0.594	0.57	0.624

Tabel 8 Hasil Algoritma Decision Tree Dengan 70% Data Latih dan 30% Data Uji

Eksperimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	0.65	0.59	0.56	0.62
2	0.64	0.60	0.58	0.63
3	0.64	0.60	0.58	0.63
4	0.64	0.59	0.57	0.62
5	0.65	0.59	0.56	0.63

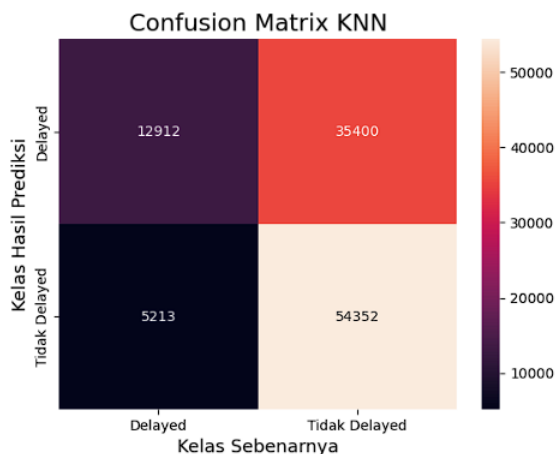
Rata-Rata	0.644	0.594	0.57	0.626
-----------	-------	-------	------	-------

Setelah mendapatkan hasil dari 80% data latih serta 20% data uji pada Tabel 7 dan juga 70% data latih dan 30% data uji pada Tabel 8 maka perlu menghitung rata-rata akhir untuk algoritma Decision Tree.

Tabel 9 Hasil algoritma Decision Tree dengan 70% data latih dan 30% data uji

Decision Tree	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Rata-Rata data latih 80% dan data uji 20%	0.648	0.594	0.57	0.624
Rata-Rata data latih 70% dan data uji 30%	0.644	0.594	0.57	0.626
Rata-Rata Decision Tree	0.646	0.594	0.57	0.625

Hasil yang didapat melalui algoritma Decision Tree ternyata cukup memuaskan dikarenakan memiliki akurasi yang cukup tinggi dan baik. Untuk algoritma selanjutnya yang digunakan adalah KNN. Gambar 8 menunjukkan salah satu Confusion Matrix pada KNN yaitu ketika Random State 151 dan n_neighbors = 5 hasil Classification Report juga ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 8 Confusion Matrix KNN

```

precision    recall  f1-score   support

   Delayed    0.45    0.47    0.46    48312
  Tidak Delayed  0.56    0.54    0.55    59565

 accuracy                0.51    107877
  macro avg              0.51    0.51    0.51    107877
 weighted avg           0.51    0.51    0.51    107877
    
```

Gambar 9 Classification Report KNN

Tabel 10 Hasil algoritma KNN Dengan N Neighbor 31 dan 80% data latih 20% data uji

Eksperimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	0.51	0.51	0.50	0.52
2	0.51	0.51	0.49	0.53
3	0.51	0.51	0.50	0.52
4	0.51	0.51	0.51	0.52
5	0.52	0.52	0.51	0.54
Rata-Rata	0.512	0.512	0.502	0.526

Tabel 11 Hasil algoritma KNN Dengan N Neighbor 5 dan 80% data latih 20% data uji

Eksperimen ke	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
1	0.51	0.51	0.51	0.51
2	0.50	0.50	0.50	0.52
3	0.51	0.51	0.51	0.51
4	0.51	0.51	0.51	0.51
5	0.51	0.51	0.51	0.52
Rata-Rata	0.508	0.508	0.508	0.514

Setelah mendapatkan hasil dari 80% data latih serta 20% dengan $n_neighbors = 5$ uji pada Tabel 10 dan juga $n_neighbors$ pada Tabel 11 maka perlu menghitung rata-rata akhir untuk algoritma KNN

Tabel 12 Hasil algoritma KNN dengan $n_neighbors = 5$ dan $n_neighbors = 31$

KNN	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Rata-Rata jika N Neighbor = 31	0.512	0.512	0.502	0.526
Rata-Rata jika N Neighbor = 5	0.508	0.508	0.508	0.514
Rata-Rata KNN	0.51	0.51	0.505	0.52

Dari hasil yang sudah didapat algoritma knn memiliki hasil yang biasa saja. Mengubah $n_neighbors$ dari 5 ke 31 juga tampaknya tidak berpengaruh besar pada hasil akhir akurasi.

Tabel 13 Hasil Rata-Rata Ketiga Algoritma

Algoritma	Rata-Rata Precision	Rata-Rata Recall	Rata-Rata F1-Score	Rata-Rata Akurasi
-----------	---------------------	------------------	--------------------	-------------------

ANN	0.508	0.501	0.41	0.519
Decision Tree	0.646	0.594	0.57	0.625
KNN	0.51	0.51	0.505	0.52

Tabel 13 menunjukkan hasil rata-rata akhir ketiga algoritma yang sudah diuji. Terlihat bahwa Decision Tree merupakan algoritma dengan hasil terbaik pada penelitian ini.

4. KESIMPULAN

ANN selain memiliki hasil yang kurang akurat, waktu yang dibutuhkan saat menjalankan programnya juga cukup lama apabila dibandingkan dengan kedua metode lainnya. Hal ini mungkin disebabkan oleh sampel data yang terlalu besar. KNN tidak memiliki perubahan yang signifikan antara Neighbor = 5 dan juga dengan N Neighbor = 31 akan tetapi terlihat bahwa N Neighbor = 31 memiliki hasil yang sedikit lebih baik. Melalui percobaan yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa Decision Tree adalah algoritma terbaik pada penelitian untuk dataset ini dengan rata-rata Precision 0.646, rata-rata Recall 0.594, rata-rata F1-Score 0.57 dan rata-rata Akurasi 0.625. Untuk pengembangan kedepannya akan menambah dengan lebih banyak algoritma lainnya seperti *Naïve Bayes*, *Random Forest* atau *SVM (Support Vector Machine)*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. D. Utama and J. F. Rezki, "Perkembangan Industri Penerbangan Dan Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia," *Jurnal Ilmu Pemerintahan Suara Khatulistiwa (JIPSK)*, 2021.
- [2] A. Ibrahim, H. Elbeh and H. M. Mousa, "A Comparative Analysis of Models for," in *International Conference on Computers and Information, ICCI*, 2021.
- [3] H. A. Nadila, "Analisis Delay Management Akibat Cuaca Terkait Teknis Operasional pada Maskapai Citilink di Bandar Udara Komodo Labuan Bajo," *Jurnal Kajian dan Penelitian Umum*, 2023.
- [4] Y. Dermadi, S. D. Lukitasari and A. Nurhayati, "Weather Analysis of Flight Delays at Husein Sastranegara Airport," *ITEJ Information Technology Engineering Journals*, 2019.
- [5] H. L. Vanny and D. Rachmawati, "Penanganan Keterlambatan (Delay) pada Maskapai Lion Air di Bandar Udara Internasional Yogyakarta," *Intelletika: Jurnal Ilmiah Mahasiswa*, 2023.
- [6] S. Mokhtarimousavi and A. Mehrabi, "Flight delay causality: Machine learning technique in conjunction with random parameter statistical analysis," *International Journal of Transportation Science and Technology*, 2023.
- [7] C. Song, X. Ma and C. Ardizzone, "The adverse impact of flight delays on passenger satisfaction: An innovative prediction model utilizing wide & deep learning," *Journal of Air Transport Management*, 2023.
- [8] L. Fatchiyah and E. Ahyudanari, "ANALISIS DAMPAK DELAY YANG TERJADI PADA RUNWAY, APRON DAN RUANG UDARA TERHADAP OPERASIONAL PESAWAT".
- [9] N. Qalbi and A. Jayadi, "ASPEK HUKUM GANTI KERUGIAN KETERLAMBATAN PENERBANGAN (FLIGHT DELAY) MASKAPAI PENERBANGAN KOMERSIAL INDONESIA," *Alauddin Law Development Journal (ALDEV)*, 2020.
- [10] Z. R. Utari and A. , "Analysis of Delay Handling on Sriwijaya Air Airlines at PontianakSupadio International Airport. Essay. Diploma IV Study Program AirTransport Management Yogyakarta Aerospace Technology College," *Jurnal Publikasi Ekonomi dan Akuntansi(JUPEA)*, 2023.
- [11] H. Khaksar and A. Sheikholeslami, "Airline delay prediction by machine learning algorithms," *Scientia Iranica*, 2019.

- [12] S. N, P. M and A. N. Karthiyekan, "Flight Delay Prediction Using Machine," *Neuroquantology*, 2022.
- [13] M. Y. Syam, E. F. Ramadani and V. Y. Pudya Ardhana, "Prediksi Flight Delay Berbasis Algoritma Neural Network," *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, 2022.
- [14] V. Lestari, H. Mawengkang and Z. Situmorang, "Artificial Neural Network Backpropagation Method to Predict Tuberculosis Cases," *Sinkron Jurnal & Penelitian Teknik Informatika*, 2023.
- [15] T. Syamsudin, T. Handhayani and M. I. Syaifudin, "PERBANDINGAN KLASIFIKASI PENYAKIT DIABETES MENGGUNAKAN METODE MACHINE LEARNING," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, 2024.
- [16] M. Saravanakumar, R. E and S. Azmi, "Predicting Flight Delay Using KNN," *INTERNATIONAL JOURNAL OF CREATIVE RESEARCH THOUGHTS*, 2023.
- [17] N. Hidayati and A. Hermawan, "PREDICTION OF AIRLINE DELAYS USING K NEAREST NEIGHBOR ALGORITHM," *Journal of Engineering and Applied Technology*, 2021.
- [18] M. Alfarhood, R. Alotaibi and B. Abdulrahim, "Predicting Flight Delays with Machine Learning: A Case Study from Saudi Arabian Airlines," *International Journal of Aerospace Engineering*, 2024.
- [19] Y. Tang, "Airline Flight Delay Prediction Using Machine Learning Models," in *2021 5th International Conference on E-Business and Internet, Singapore*, 2021.
- [20] S. Gholami and S. Khashe, "Flight Delay Prediction Using Deep Learning and Conversational Voice-Based Agents," *American Academic Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences*, 2022.