

# Evaluasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning Kategori Nilai Akhir Tunjangan Kinerja Pegawai

Ira Dwita Syafitri Tarigan  
Jurusan Teknik Informatika  
Universitas Logistik dan Bisnis  
Internasional  
Bandung, Indonesia  
iradwita22@gmail.com

Roni Habibi  
Jurusan Teknik Informatika  
Universitas Logistik dan  
Bisnis Internasional  
Bandung, Indonesia  
roni.habibi@ulbi.ac.id

Rd. Nuraini Siti Fatonah  
Jurusan Teknik Informatika  
Universitas Logistik dan  
Bisnis Internasional  
Bandung, Indonesia  
nurainisf@ulbi.ac.id

**Abstract**—Allowance is a gift of appreciation for services in the form of an imbalance in work performance or performance displays. AT the moment the agency has not used the final value category for employee salary allowances, the program needed to determine the final category of employee benefits with a Machine Learning approach using the C4.5 and Naive Bayes Gaussian algorithms and evaluation of prediction results using Confusion Matrix and K-FOLD Cross Validation. The purpose of this research is to results of classification predictions in the category of using the final salary of employees of Confusion Matrix and K-FOLD Cross Validation. After mining the data, the performance of each algorithm is evaluated determine mining success rate process on the C4.5 and Naive Bayes Gaussian algorithms. Then the result is obtained and the C4.5 algorithms is a better algorithm in determining the category of employee salary allowance values.

**Keywords**—C4.5 Algorithm, Naive Bayes, Classification, Performance Allowance, Confusion Matrix, K-FOLD Cross Validation, Evaluation

## I. PENDAHULUAN

Tunjangan kinerja merupakan pemberian hadiah penghargaan atas jasa dalam bentuk imbalan atas prestasi kerja ataupun kinerja yang ditampilkan [1]. Pegawai yang mendapatkan tunjangan kinerja ditentukan sesuai dengan kategori yang ada, dengan klasifikasi algoritma C4.5 dan *Naive bayes Gaussian* [2] dapat membantu menentukan pegawai yang karakteristik pekerjaan dapat memperoleh tunjangan kinerja pegawai dan menunjukkan identifikasi keuntungan ketika metode yang cukup berbeda digabungkan [3].

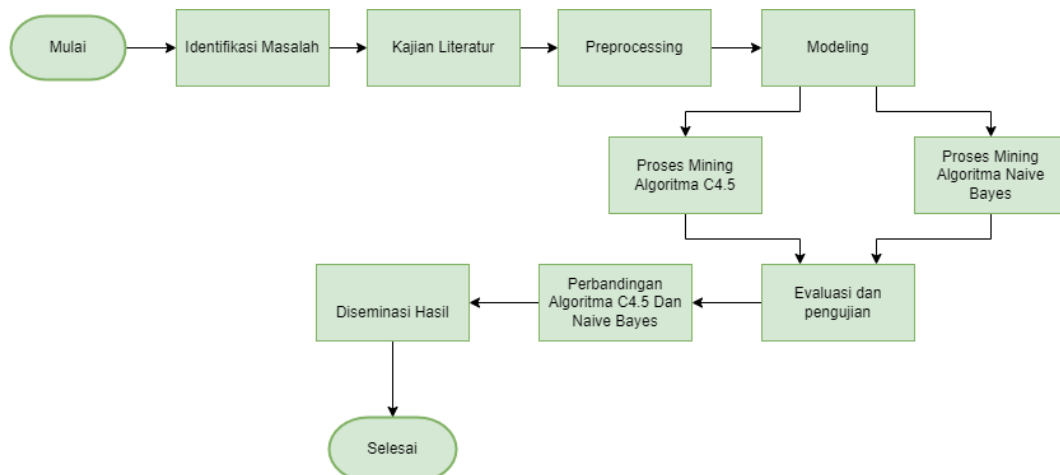
Perusahaan berusaha untuk mempersiapkan teknologi baru untuk bertahan di era digital yang berubah dengan cepat, menyerap inovasi melalui strategi kerjasama dapat melengkapi penelitian serta pengembangan internal untuk pengembangan teknologi baru [4]. Klasifikasi hubungan dalam teknologi yang digunakan dalam menentukan tunjangan kinerja pegawai [5]. Klasifikasi merupakan proses menemukan model berdasarkan yang digunakan untuk membedakan satu kelas dengan yang lainnya dan digunakan dalam situasi dimana atribut target diketahui atau diberi label [6].

Pada Instansi saat ini belum menggunakan kategori nilai akhir untuk penentuan tunjangan kinerja pegawai, dimana untuk membuat nilai akhir tunjangan kinerja pegawai berdasarkan penjumlahan nilai skp, nilai perilaku dan faktor pengurang. Penentuan ini dilakukan secara manual yaitu untuk data setiap bulannya dihitung satu persatu, dibutuhkan program untuk menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai dengan pendekatan *Machine Learning* memperuntukkan algoritma C4.5 [7] dan *Naive Bayes Gaussian*[8] serta Evaluasi hasil prediksi memperuntukkan *Confusion Matrix* [9] dan *K-FOLD Cross Validation* [10], dimana perbulannya program yang secara otomatis menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai dengan tingkat keberhasilan yang tinggi dikarenakan tingkat keberhasilan ini sangat penting pada instansi dalam melakukan evaluasi pertahunnya.

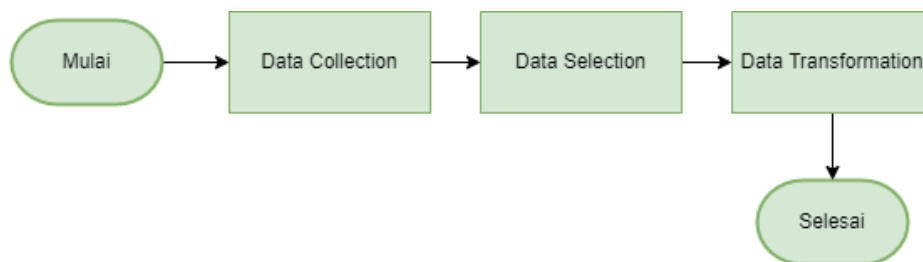
Tujuan penelitian ini dalam ruang lingkup tunjangan kinerja pegawai adalah menerapkan Evaluasi hasil prediksi algoritma klasifikasi [11] pada kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai memperuntukkan *Confusion Matrix* dan *K-FOLD Cross Validation* untuk menemukan algoritma yang baik pengklasifikasian kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai. Evaluasi ini menentukan tingkat keberhasilan proses penambangan algoritma C4.5 [12] [13] dan *Naive bayes Gaussian*. Perusahaan pada bulan berikutnya hanya memasukkan data baru sehingga sistem secara otomatis akan menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai dengan tingkat keberhasilan yang tinggi. Program ini menggunakan data *training* dan untuk data selanjutnya akan digunakan sebagai data *testing* dalam menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi Penelitian ini menggunakan studi kasus yang menyelidiki secara tepat dan teliti suatu peristiwa atau kegiatan orang secara berkelompok yang dibatasi oleh waktu dan perilaku informan. Memperuntukkan tahapan *preprocessing* data [14]. Adapun tahapan - tahapan dalam penelitian adalah diagram yang menjelaskan tahap - tahap dalam menyelesaikan penelitian yang diuraikan dan dijelaskan lebih detail seperti berikut ini :



Gambar 1 Diagram Metodologi Penelitian



Gambar 2 Preprocessing

### A. Identifikasi Masalah

Merupakan tahapan pertama saat dilakukan sebuah penelitian sebagai upaya untuk perumusan masalah evaluasi algoritma klasifikasi *machine learning* kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai untuk menetapkan bagian inti dari suatu penelitian yang kemudian perumusan masalah tersebut dapat diukur dan diuji.

**B. Studi Literatur**

Merupakan kegiatan dalam memahami secara utuh inti masalah pada penelitian ini, agar mampu memberikan solusi yang tepat terhadap permasalahan yang ditemukan. Studi literatur dilakukan dengan mempelajari sumber – sumber referensi atau jurnal yang berkaitan dengan penelitian menggunakan algoritma C4.5 dan *Naive Bayes Gaussian*. Penentuan *state of the art* untuk menentukan pembeda penelitian penulis dengan penelitian yang sudah ada.

**C. Data Collection**

*Data Collection* adalah tahapan mengkoleksi data mentah [15] tunjangan kinerja pegawai yang akan digunakan dari data suatu perusahaan. Mengkoleksi data yang nantinya dimasukkan kedalam pemodelan machine learning. Adapun attribut yang ditambahkan dari data mentah adalah range nilai SKP, range nilai perilaku, dan range nilai akhir. Range nilai SKP yaitu dibuat berdasarkan dari attribute nilai SKP yaitu:

1. Nilai 31 - 60 diberi range angka 1
2. Nilai 0 - 30 yaitu diberi range 2.

Untuk range nilai perilaku dibuat berdasarkan hasil nilai perilaku yaitu:

1. Nilai 21 - 40 diberi range 1
2. Nilai 0 - 20 diberi nilai 2.

Untuk range nilai akhir dibuat berdasarkan hasil nilai akhir yaitu :

1. Nilai 0 - 50 yaitu masuk kategori nilai kecil
2. Nilai 51 - 100 masuk kategori nilai besar

**D. Data Selection**

*Data Selection* adalah kegiatan menyeleksi data yang akan diproses dalam tahap mining [16]. Dalam tahapan berikut melakukan seleksi data dengan memilih variabel yang akan diperuntukkan sebagai variabel input yaitu nilai SKP, nilai perilaku, faktor pengurang, dan nilai akhir. Selanjutnya untuk variabel outputnya atau label yaitu range nilai akhir.

Tabel 1 variabel input

No.	Nilai_SKP	Nilai_Perilaku	Faktor_Pengurang	Nalai Akhir
0	60.0	39.29	0	99.29
1	60.0	38.15	0	98.15
2	60.0	36.65	0	96.65
3	60.0	38.27	0	98.27
4	60.0	39.64	0	99.64
...	...	...	...	...
285	30.0	20.00	0	50.00
286	0.0	20.68	0	20.68
287	48.6	26.14	0	74.74
288	0.0	27.65	0	27.65
289	12.3	28.15	0	40.45

Tabel 2 Label

No.	Range_Nilai_Akhir
0	Besar
1	Besar
2	Besar
3	Besar
4	Besar
...	...
285	Kecil
286	Kecil
287	Besar
288	Kecil
289	Kecil

### E. Data Transformation

Data Transformation merupakan proses mengubah data pada bentuk yang sesuai untuk diproses pada penambahan data. Data yang sudah dipisah dan dipilih kemudian diubah kedalam *numerical* [17]. Tahap selanjutnya yaitu mengubah range nilai akhir atau variabel Y yang semulanya dengan tipe data string diubah menjadi tipe data numerik atau integer dengan menjadikan label 0 sebagai kategori besar dan 1 sebagai kategori kecil.

Tabel 3 Tranformasi label menjad iinteger

No.	Range_Nilai_Akhir
0	0
1	0
2	0
3	0
4	0
...	...
285	1
286	1
287	0
288	1
289	1

### F. Modelling

*Modeling* adalah proses ini kita memasuki tahapan untuk memproses data yg sudah di bersihkan, dipilih, dan ditransformasikan menggunakan model C4.5 dan *Naive Bayes Gaussian*.

split data

```
[ ] X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,random_state=42,test_size=.4)
```

Gambar 3 Split Data



### H. Evaluasi dan pengujian model

Evaluasi dan pengujian model adalah dalam proses berikut memberitahu mengenai evaluasi yang diterapkan dalam penelitian [20]. Pengujian dilakukan dengan training dan testing dengan algoritma C4.5 dan *Naive Bayes Gaussian*. Evaluasi hasil prediksi dengan *Confusion matrix* dan *K-FOLD Cross validation* untuk menentukan tingkat keberhasilan hasil prediksi pada algoritma yang digunakan dengan hasil dari evaluasi algoritma C4.5 diperoleh :

*Precision 1*

*Recall 1*

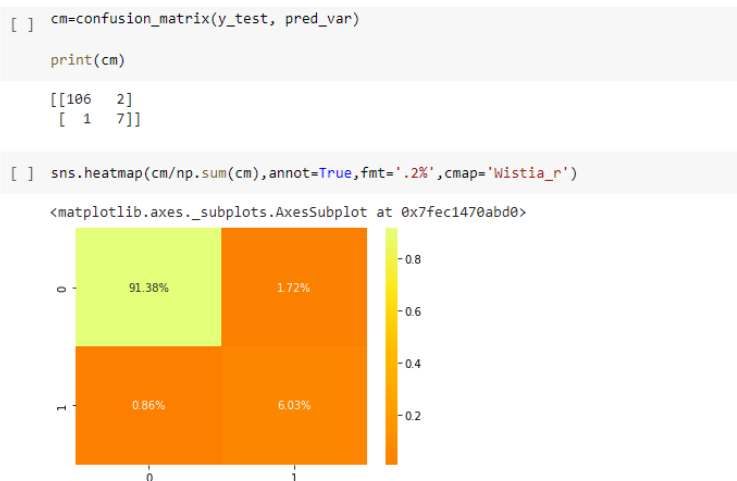
*F1 Score 1*

Tabel 4 Confusion Matrix Kategori Nilai Akhir C4.5

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.99	0.98	0.99	108
1	0.78	0.88	0.82	8
Accuracy			0.97	116
Macro avg	0.88	0.93	0.90	116
Weighted avg	0.98	0.97	0.97	116

Pada gambar diatas dapat dijelaskan bahwa confusion matrix kategori nilai akhir model C4.5 memperoleh hasil :

1. Precision untuk kategori nilai besar senilai 99 % dan kategori nilai kecil 78%
2. Recall kategori untuk nilai besar senilai 98 % dan kategori nilai kecil 88 %.
3. F1-score kategori nilai besar senilai 99 % dan kategori nilai kecil 82 %.
4. Support yang didapatkan pada kategori nilai besar yaitu 108 dan untuk kategori nilai kecil yaitu 8.
5. Untuk akurasi pada f1-score didapatkan 97 % dengan total support yaitu 116, untuk rata rata macro pada precision 88 %, recall 93 %, dan f1-score 90 %. Untuk rata rata weighted atau ketimbangan pada precision mendapat nilai 98 %, recall 97 %, dan f1-score 97 %.



Gambar 7 Penyebaran Confusion Matrix C4.5

Selanjutnya diperoleh hasil dari confusion matrix 2x2 dengan algoritma C4.5 seperti gambar diatas beserta dengan grafiknya. Dengan rincian True Positif dengan jumlah data 106, True Negatif 2, False Positif 1, False Negatif 7. Lalu pada grafik menampilkan

91.38% yang diperoleh dari TP 106 dari 116 data, selanjutnya 1.72 % diperoleh dari TN 2 sisa, 0.86 % dari FP 1 dan 6.03 % dari FN 7 dari sisa 116 data yang digunakan.

Dengan hasil dari evaluasi algoritma *Naive Bayes* diperoleh hasil :

*Precision* 1

*recall* 1 dan

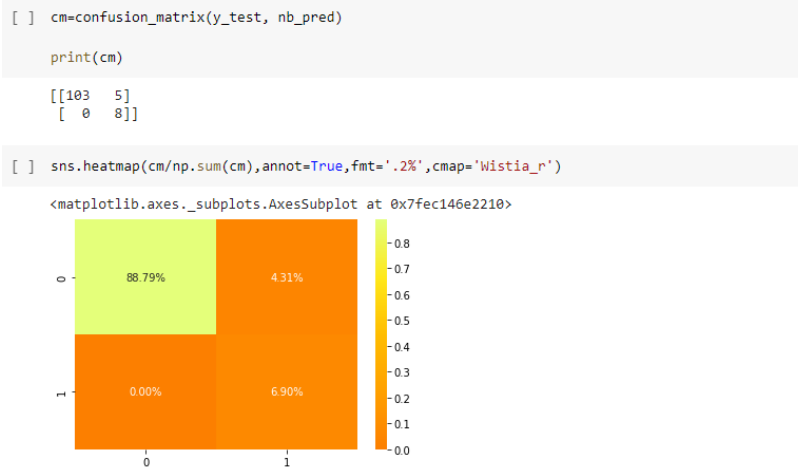
*F1 score* 1.

Tabel 5 Confusion Matrix Kategori Nilai Akhir Naive Bayes

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	1.00	0.95	0.98	108
1	0.62	1.00	0.76	8
Accuracy			0.96	116
Macro avg	0.81	0.98	0.87	116
Weighted avg	0.97	0.96	0.96	116

Pada gambar diatas dapat dijelaskan bahwa confusion matrix kategori nilai akhir algoritma *Naive Bayes* memperoleh hasil :

1. Precision untuk kategori nilai besar senilai 100 % dan kategori nilai kecil 62 %
2. Recall kategori untuk nilai besar senilai 95 % dan kategori nilai kecil 100 %.
3. F1-score kategori nilai besar senilai 98 % dan kategori nilai kecil 76 %.
4. Untuk support yang didapatkan pada kategori nilai besar yaitu 108 dan untuk kategori nilai kecil yaitu 8. Untuk akurasi pada f1-score didapatkan 96 % dengan total support yaitu 116, untuk rata rata macro pada precision 81 %, recall 98 %, dan f1-score 87 %. Untuk rata rata weighted atau ketimbangan pada precision mendapat nilai 97 %, recall 96 %, dan f1-score 96 %.



Gambar 8 Penyebaran Confusion Matrix Naive Bayes

Selanjutnya diperoleh hasil dari confusion matrix 2x2 dengan algoritma *naive bayes* seperti gambar diatas beserta dengan grafiknya. Dengan rincian True Positif dengan jumlah data 103, True Negatif 5, False Positif 0, False Negatif 8. Lalu pada grafik menampilkan 88.79% yang diperoleh dari TP 103 dari 116 data, selanjutnya 4.31 % diperoleh dari TN 5 sisa, 0.00 % dari FP 0 dan 6.90 % dari FN 8 dari sisa 116 data yang digunakan.

Tabel 6 Evaluasi K-FOLD Cross Validation

No.	Model	K-FOLD
0	C4.5	0.994444
1	Naive Bayes	0.976797

Tahap ini pada *K-FOLD Cross-Validation*, data awal dipartisi secara acak menjadi k subset yang saling eksklusif. Pelatihan dan pengujian pada data dilakukan k kali dengan mengambil tingkat akurasi rata-rata. Maka didapatkan Algoritma C4.5 dengan nilai 99 % serta Algoritma *Naive Bayes* dengan nilai 97 %.

### I. Perbandingan Algoritma

Perbandingan algoritma C4.5 dengan algoritma *Naive Bayes Gaussian* dalam Menemukan performa model yang paling baik untuk digunakan dalam mengklasifikasikan data tunjangan kinerja pegawai.

Tabel 7 Perbandingan

	Model	Akurasi
0	C4.5	0.974138
1	Naive Bayes	0.956897

### J. Diseminasi Hasil

Diseminasi Hasil merupakan keluaran atau outputan dalam Tugas Akhir yaitu Laporan dan Submit Jurnal

## III. PEMBAHASAN DAN HASIL

Tabel 8 K-fold Cross Validation

	Model	K-FOLD
0	C4.5	0.994444
1	Naive Bayes	0.976797

Tabel 9 Confusion Matrix Akurasi

	Model	Akurasi
0	C4.5	0.974138
1	Naive Bayes	0.956897

Pada tahap akhir ini peneliti melihat perbandingan model yang digunakan melalui akurasi yang lebih baik dan hasil evaluasi Algoritma C4.5 dan *Naive Bayes Gaussian* peneliti memperoleh hasil akhir dari program yang telah dibangun yaitu akurasi 97% untuk algoritma C4.5 dan akurasi 95% untuk algoritma *Naive Bayes Gaussian*. Hasil evaluasi *K-FOLD Cross Validation* 99 % untuk algoritma C4.5 dan 97 % untuk algoritma *Naive Bayes* Sehingga hasil komparasi algoritma yang lebih baik untuk mengklasifikasi kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai ialah algoritma C4.5 sebagai algoritma yang memperoleh hasil akurasi dan evaluasi yang lebih tinggi.

#### IV. KESIMPULAN

Adapun kesimpulan yang dapat diambil dalam penelitian ini yaitu untuk menentukan Kategori Nilai Akhir Tunjangan Kinerja Pegawai dengan Algoritma C4.5 dan *Naive Bayes Gaussian* peneliti memperoleh hasil Evaluasi *Confusion Matrix* dan *K-FOLD Cross Validation* yaitu :

##### Algoritma C4.5

- a) Akurasi 97%.
- b) Pada seluruh data yang digunakan pada pengujian memperoleh hasil :  
*Recall 1,*  
*precision 1,*  
*f1 score 1*
- c) Pada pembagian kategori nilai akhir memperoleh hasil :
  1. **Kategori besar (0)**  
*Recall : 0,98*  
*Precision : 0,99*  
*f1 score : 0,99*
  2. **Kategori kecil (1)**  
*Recall : 0,88*  
*Precision : 0,78*  
*f1 score : 0,82*
- d) Hasil evaluasi *K-FOLD Cross Validation* Algoritma C4.5 99%

##### Algoritma Naive Bayes

- a) Akurasi 95 %
  - b) Pada seluruh data yang digunakan pada pengujian memperoleh hasil :  
*Recall 1,*  
*precision 1,*  
*f1 score 1*
  - c) Pada pembagian kategori nilai akhir memperoleh hasil :
    1. **Kategori besar (0)**  
*Recall : 0,95*  
*Precision : 1.00*  
*f1 score : 0,98*
    2. **Kategori kecil (1)**  
*Recall : 1.00*  
*Precision : 0,62*  
*f1 score : 0,76*
  - d) Hasil evaluasi *K-FOLD Cross Validation* Algoritma C4.5 97%
- Sehingga diperoleh algoritma yang lebih baik untuk mengklasifikasi kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai ialah algoritma C4.5, sebagai algoritma yang memperoleh hasil evaluasi yang lebih tinggi setelah melakukan Evaluasi dan komparasi.

Dapat memberikan kemudahan pada instansi atau perusahaan agar pegawai dapat dengan mudah menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai dengan menggunakan pendekatan machine learning dan algoritma yang lebih baik setelah dilakukan perbandingan yaitu algoritma C4.5 dan algoritma Naive Bayes.

#### V. SARAN

Setelah dilakukan pengujian evaluasi dengan *Confusion Matrix* dan *K-FOLD Cross Validation*, diharapkan untuk pengujian selanjutnya menambahkan *design user interface (UI)* dalam menentukan kategori nilai akhir tunjangan kinerja pegawai.

## REFERENCES

- [1] N. Lawrance, G. Petrides, and M. A. Guerry, "Predicting employee absenteeism for cost effective interventions," *Decis. Support Syst.*, vol. 147, p. 113539, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.DSS.2021.113539.
- [2] R. A. Karthika and M. Maheswari, "Detection analysis of malicious cyber attacks using machine learning algorithms," *Mater. Today Proc.*, no. xxxx, 2022, doi: 10.1016/j.matpr.2022.05.510.
- [3] D. J. Pedregal, "New algorithms for automatic modelling and forecasting of decision support systems," *Decis. Support Syst.*, vol. 148, p. 113585, Sep. 2021, doi: 10.1016/J.DSS.2021.113585.
- [4] H. J. Kim, T. S. Kim, and S. Y. Sohn, "Recommendation of startups as technology cooperation candidates from the perspectives of similarity and potential: A deep learning approach," *Decis. Support Syst.*, vol. 130, p. 113229, Mar. 2020, doi: 10.1016/J.DSS.2019.113229.
- [5] M. Gupta and R. Mishra, "Network projection-based edge classification framework for signed networks," *Decis. Support Syst.*, vol. 135, p. 113321, Aug. 2020, doi: 10.1016/J.DSS.2020.113321.
- [6] A. Khalemsky and R. Gelbard, "A dynamic classification unit for online segmentation of big data via small data buffers," *Decis. Support Syst.*, vol. 128, p. 113157, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.DSS.2019.113157.
- [7] A. R. Panhalkar and D. D. Doye, "Optimization of decision trees using modified African buffalo algorithm," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, Feb. 2021, doi: 10.1016/J.JKSUCI.2021.01.011.
- [8] H. Zhang and L. Jiang, "Fine tuning attribute weighted naive Bayes," *Neurocomputing*, vol. 488, pp. 402–411, 2022, doi: 10.1016/j.neucom.2022.03.020.
- [9] J. Xu, Y. Zhang, and D. Miao, "Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 507, pp. 772–794, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.064.
- [10] X. Zhang and C. A. Liu, "Model averaging prediction by K-fold cross-validation," *J. Econom.*, no. xxxx, 2022, doi: 10.1016/j.jeconom.2022.04.007.
- [11] C. Jin, F. Li, S. Ma, and Y. Wang, "Sampling scheme-based classification rule mining method using decision tree in big data environment," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 244, p. 108522, 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2022.108522.
- [12] J. Shanthi, D. G. N. Rani, and S. Rajaram, "A C4.5 decision tree classifier based floorplanning algorithm for System-on-Chip design," *Microelectronics J.*, vol. 121, no. July 2021, p. 105361, 2022, doi: 10.1016/j.mejo.2022.105361.
- [13] B. F. Tanyu, A. Abbaspour, Y. Alimohammadlou, and G. Tecuci, "Landslide susceptibility analyses using Random Forest, C4.5, and C5.0 with balanced and unbalanced datasets," *Catena*, vol. 203, no. April, p. 105355, 2021, doi: 10.1016/j.catena.2021.105355.
- [14] K. Koc and A. P. Gurgun, "Scenario-based automated data preprocessing to predict severity of construction accidents," *Autom. Constr.*, vol. 140, p. 104351, Aug. 2022, doi: 10.1016/J.AUTCON.2022.104351.
- [15] C. J. Mantas and J. Abellán, "Credal-C4.5: Decision tree based on imprecise probabilities to classify noisy data," *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 10, pp. 4625–4637, Aug. 2014, doi: 10.1016/J.ESWA.2014.01.017.
- [16] F. A. Pratama, R. Narasati, and D. R. Amalia, "Pengaruh Kata Cashback Terhadap Peningkatan Penjualan Menggunakan Data Mining," vol. 3, no. 2, pp. 1–5, 2019.
- [17] I. P. Ninditama, I. P. Ninditama, W. Cholil, M. Akbar, and D. Antoni, "Klasifikasi Keluarga Sejahtera Study Kasus : Kecamatan Kota Palembang," *J. TEKNO*

- KOMPAK*, vol. 15, no. 2, pp. 37–49, 2020, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/view/1156>
- [18] S. O. A. T. S. I. Narulita, “Pengujian Akurasi Model Prediksi Menggunakan Metode Data Mining Classification Decision Tree Algoritma C4.5 Untuk Penentuan Peminatan Peserta Didik,” *J. Media Apl.*, vol. 13, pp. 68–82, 2021.
- [19] W. He, Y. Wang, M. Zhou, and B. Wang, “A novel parameters correction and multivariable decision tree method for edge computing enabled HGR system,” *Neurocomputing*, vol. 487, pp. 203–213, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2021.08.147.
- [20] F. N. Hasan, N. Hikmah, and D. Y. Utami, “Perbandingan Algoritma C4.5, KNN, dan Naive Bayes untuk Penentuan Model Klasifikasi Penanggung jawab BSI Entrepreneur Center,” *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 14, no. 2, p. 169, 2018, doi: 10.33480/pilar.v14i2.908.