

KLASIFIKASI KUALITAS GURU PAUD/TK MENGUNAKAN METODE DECISION TREE

Ulya Ulfah Rahamawati, Fitri Marisa, Firman Nurdiyansyah

Teknik Informatika, Universitas Widyagama Malang

Jl. Taman Borobudur Indah No.1, Mojolangu, Kec. Lowokwaru, Kota Malang, Jawa Timur 65142

ulyaulfah@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kualitas guru PAUD di Kecamatan Hanau menggunakan metode *Decision Tree* dengan algoritma C4.5. Kualitas guru PAUD merupakan faktor penting yang memengaruhi perkembangan anak usia dini, sehingga perlu dilakukan evaluasi dan peningkatan kualitas pengajar. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui kuesioner yang diisi oleh para guru PAUD di wilayah penelitian. Setelah dilakukan proses *preprocessing* data, model *Decision Tree* dibangun untuk mengklasifikasi kualitas guru berdasarkan variabel pendidikan terakhir dan lama pengalaman mengajar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 memberikan performa yang baik, dengan akurasi sebesar 83%. Analisis pohon keputusan mengungkapkan bahwa faktor pendidikan terakhir dan lama mengajar merupakan determinan utama yang memengaruhi kualitas kinerja guru PAUD di Kecamatan Hanau. Penelitian ini memberikan wawasan yang dapat digunakan oleh para pengambil kebijakan dalam menyusun program peningkatan kualitas pengajaran di tingkat PAUD, khususnya di wilayah pedesaan seperti Kecamatan Hanau. Selain itu, rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah menggunakan variasi data yang lebih luas serta mempertimbangkan algoritma lain untuk mencapai akurasi model yang lebih tinggi.

Kata Kunci: Klasifikasi, Kualitas Guru PAUD, Decision Tree, Algoritma C4.5.

1. PENDAHULUAN

Pendidikan Anak Usia Dini (PAUD) adalah tahap penting dalam perkembangan anak, di mana kualitas guru memainkan peran kunci dalam keberhasilan pembelajaran[1]. Di Kecamatan Hanau, terdapat berbagai (PAUD/TK) yang beroperasi dengan jumlah guru dan siswa yang cukup besar. Meski demikian, tantangan dalam meningkatkan kualitas pendidikan masih ada salah satunya adalah peningkatan kualitas guru. Dengan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas guru PAUD/TK menggunakan metode Decision Tree diharapkan mampu menangani data yang kompleks dan memberikan hasil yang mudah diinterpretasi. Decision Tree juga memungkinkan identifikasi faktor-faktor kunci yang mempengaruhi kualitas guru PAUD, seperti kualifikasi pendidikan, pengalaman mengajar, dan kompetensi pedagogik.[2]. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat dihasilkan klasifikasi yang lebih objektif dan berbasis data, yang dapat mendukung upaya peningkatan kualitas pendidikan PAUD ke depannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kualitas guru PAUD/TK di Kecamatan Hanau dengan menggunakan metode Decision Tree, berdasarkan kualifikasi pendidikan dan pengalaman mengajar. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi kualitas guru, serta memberikan hasil yang mudah dipahami. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi untuk peningkatan kualitas pendidikan PAUD di wilayah ini, serta memberikan wawasan bagi pengambil kebijakan pendidikan [3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Kompetensi profesional guru PAUD sangat penting dalam pendidikan anak usia dini, mencakup kemampuan merencanakan dan melaksanakan pembelajaran[2]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kualifikasi pendidikan dan pengalaman mengajar berhubungan erat dengan kualitas pengajaran guru. [4] Metode Decision Tree digunakan dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan data berdasarkan variabel-variabel seperti pendidikan dan pengalaman, yang dapat memberikan wawasan penting bagi pengembangan kualitas guru PAUD di Kecamatan Hanau.

2.1. Guru PAUD/TK

Guru PAUD/TK memainkan peran penting dalam mendidik anak usia dini, bertanggung jawab atas perkembangan kognitif, sosial, dan emosional anak[5]. Mereka harus merancang pembelajaran sesuai perkembangan anak dan menjadi teladan dengan sikap yang baik, yang merupakan bagian dari profesionalitas guru [5].

2.2. Kualitas Guru PAUD/TK

Kualitas guru PAUD/TK dipengaruhi oleh pendidikan formal dan pengalaman mengajar, yang berdampak pada kemampuan mereka dalam melaksanakan pembelajaran sesuai kurikulum. Faktor-faktor seperti penilaian kepala sekolah, penilaian siswa, pendidikan, dan masa studi juga berperan penting dalam menentukan kinerja guru [6]. Penelitian ini fokus pada variabel pendidikan terakhir dan pengalaman mengajar sebagai indikator kualitas guru PAUD/TK [7].

2.3. Metode Decision Tree

Decision Tree adalah algoritma klasifikasi dan prediksi yang membangun pohon keputusan menggunakan node dan cabang. Metode ini memilih atribut terbaik untuk membagi data berdasarkan entropi, di mana entropi yang lebih tinggi menunjukkan sampel yang kurang murni [8].

2.4. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 membentuk pohon keputusan untuk klasifikasi dan prediksi, memperbaiki ID3 dengan menangani data kontinu dan yang hilang. Menggunakan Gain Ratio untuk memilih atribut terbaik, C4.5 memastikan klasifikasi yang efektif dan tidak bias. [9]

2.5. Preprocessing Data

Preprocessing data adalah tahap persiapan data mentah yang meliputi pembersihan kesalahan, penghilangan noise, dan normalisasi. Ini memastikan data valid dan siap untuk pemodelan, training, dan testing.

2.6. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah matriks yang digunakan untuk merepresentasikan hasil klasifikasi pada suatu dataset dalam bentuk tabel. (Paraijun, Aziza and Kuswardani, 2022). Tabel confusion matrix digunakan untuk menggambarkan performa atau kinerja dari sebuah model klasifikasi dengan menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model pada setiap kelas target. [10].

2.7. Accuracy

Akurasi dalam *Decision Tree* (atau model *machine learning* lainnya) mengukur seberapa baik model dalam mengklasifikasi atau memprediksi label data secara benar. Dalam konteks klasifikasi, akurasi adalah proporsi prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat oleh model.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Jumlah Prediksi}} \quad (1)$$

2.8. Precision

Precision dalam *Decision Tree* (dan model *machine learning* lainnya) adalah metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi suatu kelas tertentu. *Precision* menunjukkan persentase dari prediksi positif yang benar-benar relevan (benar-benar positif).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

2.9. Recall

Recall dalam *Decision Tree* (dan model *machine learning* lainnya) adalah metrik yang mengukur kemampuan model dalam menemukan semua contoh positif yang sebenarnya ada di dalam dataset. *Recall* menunjukkan seberapa banyak data positif yang

berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model dari total data yang seharusnya diklasifikasikan sebagai positif.

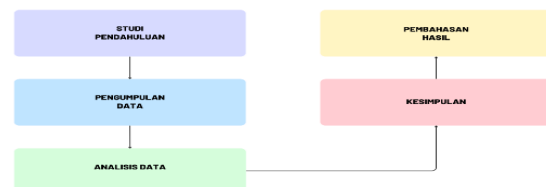
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

2.10. F1-Score

F1-score dalam *Decision Tree* (dan model *machine learning* lainnya) adalah metrik yang menggabungkan *precision* dan *recall* untuk memberikan gambaran yang lebih seimbang tentang performa model, terutama ketika ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif. *F1-score* berguna ketika kita ingin mempertimbangkan keseimbangan antara dua metrik tersebut, dan tidak hanya fokus pada salah satu.

$$F1 = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (4)$$

2.11. Kerangka Pemikiran

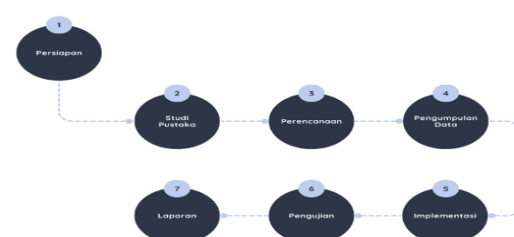


Gambar 1. Kerangka pemikiran

Gambar 1 menunjukkan kerangka penelitian: studi pendahuluan, tinjauan literatur, identifikasi variabel penting, pengumpulan data melalui kuesioner, validasi instrumen, preprocessing data, penerapan decision tree, interpretasi hasil, dan evaluasi model. Pembahasan mencakup analisis temuan, perbandingan dengan penelitian terdahulu, dan implikasi praktis. Kesimpulan menyajikan temuan utama, kontribusi, dan saran untuk penelitian lanjutan.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mencakup tahapan persiapan, studi pustaka, perencanaan, pengumpulan data, implementasi, pengujian, dan penyusunan laporan. Proses ini disajikan dalam Gambar 2. dan dilakukan secara berurutan untuk hasil maksimal.



Gambar 2. Tahapan umum penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Tabel 1. Visualisasi Variabel Dataset

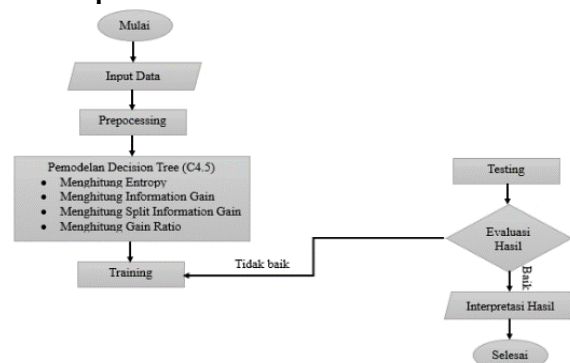
Nama Kolom	Atribut Kolom	Jumlah (S)	Evaluasi Kinerja		
			Cukup Baik	Baik	Sangat Baik
Total		100	44	46	10
Gender	P	89	40	40	9
	L	11	4	6	1
Total		100	44	46	10
Pendidikan terakhir	S.Pd	57	6	41	10
	PAKET B	1	1	0	0
	S.Ag	2	1	1	0
	SMA	15	15	0	0
	SMK	11	11	0	0
	MA	1	1	0	0
	PAKET C	5	5	0	0
	SMP	3	3	0	0
	D3	3	0	3	0
	SE	2	1	1	0
Total		100	44	46	10
Lama mengajar	5 Bulan-5 Tahun	34	20	13	1
	6-10 Tahun	36	18	16	2
	11-15 Tahun	21	4	10	7
	16-20 Tahun	4	1	3	0
	21-25 Tahun	5	1	4	0
Total		100	44	46	10
Sertifikasi	YA	5	0	4	1
	TIDAK	95	44	42	9
Total		100	44	46	10
Instansi	TK Harapan Itah	8	2	3	3
	TK Nurul Falah	9	2	4	3
	TK Tunas Bina Insani	8	5	2	1
	TK Habaring Hurung	10	2	5	3
	TK Wijaya Kusuma-2 Hanau	6	1	5	0
	PAUD Kb Buah Hati Bunda	2	2	0	0
	TK Kharisma	4	2	2	0
	PAUD Tunas Mulia	5	4	1	0
	TK PAUD Bina Raya	3	3	0	0
	TKs Wana Sawit Garuda Timur	15	7	8	0
	TK Mulia	5	3	2	0
	TK Tunas Harapan Hanau	4	2	2	0
	TK Ma'hadil Islamil Falah	4	1	3	0
	TK Islam Assalam Roudhotul Jannah	7	5	2	0
	TK Negeri Pembina	6	1	5	0
	TK 2 Kharisma	4	2	2	0
Total		100	44	46	10
Pelatihan Tambahan	Pendidikan Dan Pelatihan(Ikm)	100	44	46	10
Total		100	44	46	10

Rumus perhitungan dibawah ini menggunakan data perhitungan pada tabel 1. Sebelum perhitungan awal rumus yang digunakan antara lain.

$$E(\text{Jumlah Kasus}) = - \sum_{i=1}^n P_i \cdot \log_2(P_i)$$

$$= \left(\left(- \frac{\text{Cukup Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) * \log_2 \left(\frac{\text{Cukup Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) \right) + \left(\left(- \frac{\text{Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) * \log_2 \left(\frac{\text{Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) \right) + \left(\left(- \frac{\text{Sangat Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) * \log_2 \left(\frac{\text{Sangat Baik}}{\text{Jumlah Kasus}} \right) \right)$$

3.2. Implementasi



Gambar 3. Flowchart decision tree

3.3. Preprocessing

Berikut ini merupakan visualisasi dari tahap preprocessing.

	id	nama	usia	gender	pendidikan terakhir	lama mengajar	sertifikasi	instansi	pelatihan tambahan	evaluasi kinerja	kekuatan kinerja
0	1	JUBAIDAH, S.Pd	49	P	S1 PG PAUD	9TAHUN	TIDAK	TK HARAPAN ITAH	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	SANGAT BAIK	TINGGI
1	2	EVA FRAWITA SARI, S.Pd	33	P	S1 PGSD	6TAHUN	TIDAK	TK HARAPAN ITAH	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	SANGAT BAIK	TINGGI
2	3	YULIANA, S.Pd	39	P	S1 PG PAUD	6TAHUN	TIDAK	TK HARAPAN ITAH	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	BAIK	TINGGI
3	4	ANA HARUNISA, S.Pd	31	P	S1 PG PAUD	2TAHUN	TIDAK	TK HARAPAN ITAH	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	BAIK	TINGGI
4	5	FITRI MAULIDA SUSANTI, S.Pd	24	P	S1 PG PAUD	2TAHUN	TIDAK	TK HARAPAN ITAH	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	SANGAT BAIK	TINGGI
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
95	96	PULIA SASMITA, S.Pd	26	P	S1 PGSD	5TAHUN	TIDAK	WANA SAWIT GARUDA TAJUR	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	CUKUP	SEDANG
96	97	FATRA YULIANA, S.Pd	26	P	S1 B INDRIS	5TAHUN	TIDAK	WANA SAWIT GARUDA TAJUR	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	CUKUP	SEDANG
97	98	ASRAH, S.Pd	39	L	S1 B INDONESIA	10TAHUN	TIDAK	WANA SAWIT GARUDA TAJUR	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	BAIK	TINGGI
98	99	DEWI TIOBARTI, S.Pd	27	P	SMK PERKERBUAN	7TAHUN	TIDAK	WANA SAWIT GARUDA TAJUR	PENDIDIKAN DAN PELATIHAN IMPLEMENTASI KURKULLU	CUKUP	SEDANG

Gambar 4. Dataset asli

Gambar 4. Menunjukkan tabel dataset yang diubah menjadi numerik untuk tahap training dan testing.

id	nama	usia	gender	pendidikan terakhir	lama mengajar	sertifikasi	instansi	pelatihan tambahan	evaluasi kinerja	kekuatan kinerja
0	0	25	27	1	14	20	0	4	0	2
1	1	13	12	1	16	19	0	4	0	2
2	2	94	18	1	14	17	0	4	0	0
3	3	0	10	1	14	9	0	4	0	0
4	4	17	3	1	14	9	0	4	0	2
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
95	95	51	5	1	16	15	0	16	0	1
96	96	16	5	1	7	15	0	16	0	1
97	97	3	18	0	6	1	0	16	0	2
98	98	8	6	1	26	18	0	16	0	1
99	99	31	21	0	28	2	0	16	0	1

Gambar 5. Dataset setelah ditransformasi menjadi numerik

Gambar 5. Menunjukkan dataset yang telah diubah menjadi numerik dan siap untuk tahap pelatihan dengan split ratio 70:30, di mana 70% data digunakan untuk pelatihan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

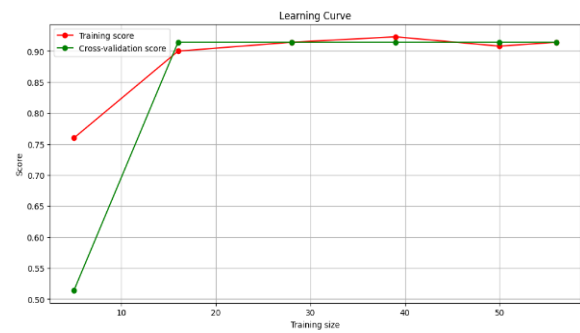
Hasil mencakup tahap pelatihan dan pengujian. Pelatihan melibatkan akurasi validasi dari algoritma C4.5, sedangkan pengujian meliputi prediksi berdasarkan confusion matrix dan evaluasi kinerja dengan classification report. Tahap-tahapnya adalah:

- Menginput dataset dalam format CSV.
- Preprocessing untuk melabeli atribut dan mengubah data menjadi numerik.
- Melatih model decision tree.
- Menghitung confusion matrix dan kinerja model

4.1. Hasil Training

klasifikasi dalam *machine learning* melibatkan langkah-langkah untuk membangun model yang mampu mengelompokkan data ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan atribut atau fitur yang diberikan. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data, di mana data dilabeli sesuai dengan kelas yang sudah diketahui. Setelah data diperoleh, langkah selanjutnya adalah *preprocessing* data, yang meliputi pembersihan data, menangani data yang hilang, dan

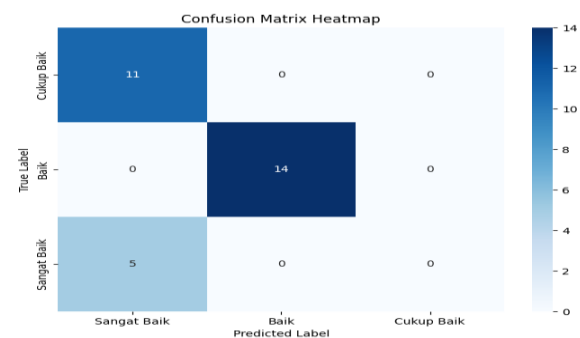
normalisasi agar siap digunakan dalam model. Pada tahap pelatihan dapat dilihat tingkat akurasi pelatihan dan validasi. Sehingga diperoleh grafik seperti berikut.



Gambar 6. Kurva pelatihan

4.2. Hasil Testing

Pada tahap ini, model decision tree yang telah dilatih diuji menggunakan 30% dari dataset. Pengujian bertujuan mengevaluasi kinerja model melalui confusion matrix dan akurasi pada classification report. Berikut hasil penguciannya.



Gambar 7. Confusion matrix

Gambar 7 Menunjukkan confusion matrix dari tahap pengujian, yang memprediksi tiga kelas: Cukup Baik, Baik, dan Sangat Baik. Hasilnya adalah:

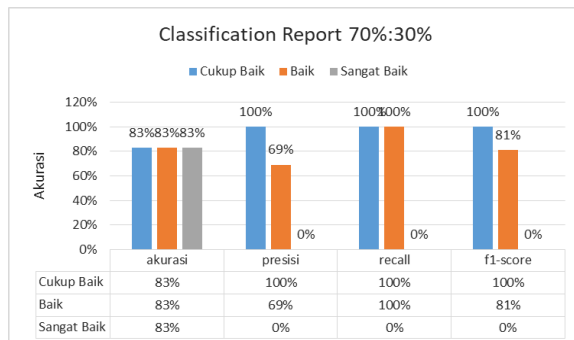
- Cukup Baik:** 11 sampel diklasifikasi dengan benar.
- Baik:** 14 sampel diklasifikasi dengan benar.
- Sangat Baik:** 5 sampel diklasifikasi dengan benar.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
BAIK	0.69	1.00	0.81	11
CUKUP	1.00	1.00	1.00	14
SANGAT BAIK	0.00	0.00	0.00	5
accuracy			0.83	30
macro avg	0.56	0.67	0.60	30
weighted avg	0.72	0.83	0.77	30

Gambar 8. Classification report dari split data 70%:30%

Gambar 8. Menunjukkan classification report dari tahap pengujian, yang menampilkan kinerja model berdasarkan akurasi rata-rata. Dengan akurasi

rata-rata 83%, model Decision Tree menunjukkan kinerja sangat baik dalam mengklasifikasi Kualitas Guru PAUD/TK di Kecamatan Hanau. Output dari tahap pengujian digunakan untuk membuat grafik classification report berikut.



Gambar 9. Grafik classification report 70%:30%

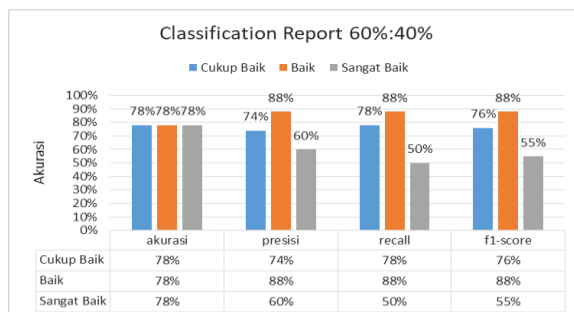
Gambar 9 Menunjukkan grafik classification report dari hasil pengujian dengan split data 70%:30%, yang menghasilkan akurasi rata-rata 83%. Berikutnya adalah hasil pengujian kedua dengan split data 60%:40%.

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.74	0.78	0.76	18
1	0.88	0.88	0.88	16
2	0.60	0.50	0.55	6
accuracy			0.78	40
macro avg	0.74	0.72	0.73	40
weighted avg	0.77	0.78	0.77	40

Gambar 10. Classification report dari split data 60%:40%

Gambar 10. Menunjukkan classification report dari pengujian dengan split data 60%:40%, yang menghasilkan akurasi rata-rata 78%. Hasil ini digunakan untuk membuat grafik classification report berikut.



Gambar 11. Grafik classification report 60%:40%

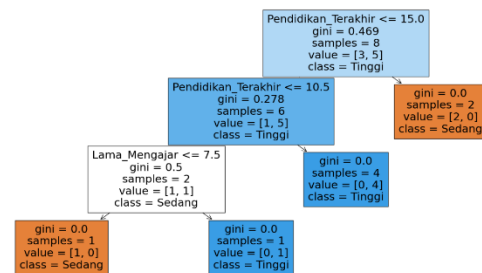
Gambar 11. Menampilkan visualisasi classification report dari pengujian split data 60%:40%. Hasil menunjukkan bahwa split data 70%:30% memberikan akurasi lebih tinggi (83%), menandakan model decision tree dengan algoritma

C4.5 memiliki performa yang baik. Selanjutnya, nilai gain ratio dari variabel data dihitung, dimulai dari Entropy, Information Gain, Split Information, hingga Gain Ratio. Hasil perhitungan dirangkum dalam Tabel 2.

Tabel 2. Gain Ratio

Variabel	Entropy	Information Gain	Split Information	Gain Ratio
Gender	1.36	0.002	0.49	0.005
Pendidikan Terakhir	1.36	0.68	2.10	0.32
Lama Mengajar	1.36	0.15	1.93	0.11
Instansi	1.36	0.30	3.83	0.08
Pelatihan Tambahan	1.36	0.0	0.0	0.0
Sertifikasi	1.36	0.04	0.28	0.10

Tabel 2. menunjukkan hasil perhitungan gain ratio, di mana atribut Pendidikan Terakhir dan Lama Mengajar memiliki gain ratio tertinggi. Selanjutnya, analisis decision tree dilakukan untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas kinerja Guru PAUD/TK di Kecamatan Hanau.



Gambar 12. Pohon keputusan

Gambar 12. Menunjukkan pohon keputusan dari model yang digunakan. Pohon keputusan ini mengidentifikasi Pendidikan Terakhir dan Lama Mengajar sebagai faktor utama yang mempengaruhi kualitas kinerja Guru PAUD/TK di Kecamatan Hanau.

4.3. Pembahasan

Klasifikasi kualitas Guru PAUD/TK di Kecamatan Hanau dilakukan menggunakan metode Decision Tree dengan algoritma C4.5, yang dipilih karena kinerjanya yang baik dalam prediksi dan klasifikasi. Data primer dari 100 Guru PAUD/TK dikumpulkan melalui kuisioner online, dengan atribut seperti Lama Mengajar, Pendidikan Terakhir, dan Kualitas Kinerja. Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan split ratio 70%:30%, sehingga masing-masing data latih dan data uji menggunakan 70 dan 30 dari total dataset yang digunakan. Jenis kelas yang diprediksi berdasarkan nilai-nilai dari kolom Kualitas Kinerja, yaitu Cukup Baik, Baik, dan Sangat Baik. Setelah preprocessing untuk mengubah data menjadi numerik, model dilatih dengan akurasi validasi 83%. Pengujian dengan data uji menghasilkan akurasi 83%,

menunjukkan efektivitas metode ini dalam memprediksi kualitas kinerja Guru PAUD/TK.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas kinerja guru PAUD. Dua faktor utama yang mempengaruhi kualitas guru berdasarkan hasil klasifikasi adalah pendidikan terakhir dan lama mengajar. Dari hasil pengujian, model *Decision Tree* dengan algoritma C4.5 menunjukkan performa yang baik dengan akurasi sebesar 83%. Model ini mampu mengklasifikasi kualitas guru PAUD ke dalam tiga kategori: cukup baik, baik, dan sangat baik. Proses klasifikasi diawali dengan pengumpulan data melalui kuesioner yang disebarkan kepada para guru PAUD di Kecamatan Hanau. Data kemudian diolah dan diuji menggunakan metode *Decision Tree*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang stabil dalam melakukan prediksi berdasarkan variabel yang digunakan. Penggunaan algoritma C4.5 memungkinkan model untuk menghasilkan keputusan yang jelas dan mudah diinterpretasi. Saran Untuk penelitian serupa, beberapa perubahan dapat meningkatkan hasil yakni menggunakan data latih yang lebih banyak untuk memaksimalkan kinerja algoritma *Decision Tree*, mencoba algoritma *Decision Tree* yang berbeda untuk membandingkan hasil. Dan memilih atribut data yang relevan untuk menentukan faktor signifikan yang mempengaruhi kinerja Guru.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Mulian, V. Simanjuntak, and F. P. Hidasari, "Hubungan Latar Belakang Pendidikan dan Pengalaman Mengajar dengan Kompetensi Pedagogik SMA/MA Negeri Se-Kota Pontianak," *J. Pendidik. dan Pembelajaran*, vol. 9, no. 9, pp. 1–9, 2020.
- [2] W. Nadar, Y. Yuni, and L. Hardiyanto, "Peningkatan Kualitas Kompetensi Guru PAUD: Menjadi Guru Profesional," *J. Abdimas Prakasa Dakara*, vol. 1, no. 1, pp. 38–45, 2021, doi: 10.37640/japd.v1i1.945.
- [3] L. Wong, S. Ching, and N. M. Nasri, "Hubungan Antara Tahap Kebolehan Pengajaran Dengan Pengalaman Mengajar Guru Bahasa Melayu Dalam Mengaplikasikan Pedagogi Responsif Budaya (The Relationship Between Teaching Ability Level and Teaching Experience for Malay Teacher in Applying Culturally Resp," *J. Dunia Pendidik.*, vol. 3, no. 2, pp. 468–483, 2021.
- [4] L. Qadrini, A. Sepperwali, and A. Aina, "Decision Tree Dan Adaboost Pada Klasifikasi Penerima Program Bantuan Sosial," *J. Inov. Penelit.*, vol. 2, no. 7, pp. 1959–1966, 2021.
- [5] Hunainah, "Pendampingan Guru Tk'Aisyiyah Bustanul Athfal Dalam Pengembangan Metode Pembelajaran Kolaboratif Anak Usia Dini," *J. Inov. Pendidik.*, vol. 7, no. 2, p. 273, 2019.
- [6] R. Toyib and S. A. Saputera, "Aplikasi Sistem Penilaian Kinerja Guru Dengan Metode Decision Tree Menggunakan Algoritma ID3 (Studi Kasus SLTP Negeri 3 Marga Sakti Bengkulu Utara)," *J. Technopreneursh. Inf. Syst.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2019, doi: 10.36085/jtis.v2i1.88.
- [7] Panzilion, "PENGETAHUAN STIMULASI PERKEMBANGAN ANAK USIA DINI OLEH GURU," *Pengetah. STIMULASI Perkemb. ANAK USIA DINI OLEH GURU*, vol. 3, p. 6, 2021.
- [8] A. Tangkelayuk, "The Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naïve Bayes, dan Decision Tree," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 1109–1119, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.2048.
- [9] F. Siska and S. Heni, "Analisis Data Hasil Diagnosa Untuk Klasifikasi Gangguan Kepribadian Menggunakan Algoritma C4.5," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 4, pp. 89–95, 2021.
- [10] D. P. Sidik, F. Utamingrum, and L. Muflikhah, "Penggunaan Variasi Model pada Arsitektur EfficientNetV2 untuk Prediksi Sel Kanker Serviks," ... *Teknol. Inf. dan Ilmu ...*, vol. 7, no. 5, pp. 2116–2121, 2023.