
ANALISIS PENGGUNAAN PERANGKAT TEKNOLOGI INFORMASI TERHADAP HASIL BELAJAR SANTRI MENGGUNAKAN HYBRID MACHINE LEARNING

Ra'an Shalihan¹, Sarjon Defit², Rini Sovia³

¹Pesantren Diniyyah Puteri, Padang Panjang

^{2,3}UPI YPTK, Padang

e-mail: ¹raanshalihan10@gmail.com, ²sarjon_defit@upiyptk.ac.id,

³rini_sovia@upiyptk.ac.id

Abstract: *The use of information technology devices can support students' learning by providing greater access to information and more flexible academic activities. However, their use still requires appropriate management, particularly in relation to control, discipline, dependency, and social interaction. This study aims to identify patterns of information technology use, predict cluster membership, describe the characteristics of each cluster, and analyze trends in students' learning outcomes. The study involved 272 students from Pesantren Diniyyah Puteri Padang Panjang, with data collected through questionnaires and documentation of learning outcomes. The analysis employed a Hybrid Machine Learning approach consisting of K-Means clustering based on nine variables of information technology use, Backpropagation to predict cluster membership, and the C4.5 Decision Tree algorithm to generate rules describing cluster characteristics. The K-Means analysis produced three clusters: light monitoring with 155 students, intensive assistance with 16 students, and targeted guidance with 101 students. The percentages of students with good learning outcomes in these clusters were 86.45%, 93.75%, and 79.21%, respectively. The Backpropagation model achieved an accuracy of 94.55%, while the Decision Tree generated rules that described the characteristics of each cluster. The findings indicate that good learning outcomes are not always accompanied by favorable patterns of information technology use across all dimensions. These results can serve as a basis for providing appropriate guidance on information technology use according to students' characteristics.*

Keywords: *information technology, learning outcomes, K-Means, Backpropagation, DT.*

Abstrak: Penggunaan perangkat teknologi informasi dapat mendukung pembelajaran santri melalui akses informasi dan kegiatan akademik yang lebih fleksibel, namun tetap memerlukan pengelolaan terkait kontrol, disiplin, ketergantungan, dan interaksi sosial. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola penggunaan teknologi informasi, memprediksi keanggotaan kluster, menjelaskan karakteristik kluster, serta menganalisis kecenderungan hasil belajar santri. Data penelitian melibatkan 272 santri Pesantren Diniyyah Puteri Padang Panjang yang diperoleh melalui kuesioner dan dokumentasi hasil belajar. Analisis menggunakan pendekatan *Hybrid Machine Learning*, yaitu *K-Means* berdasarkan sembilan variabel penggunaan teknologi informasi, *Backpropagation* untuk memprediksi keanggotaan kluster, dan *Decision Tree* C4.5 untuk membentuk aturan karakteristik kluster. Hasil *K-Means* membentuk tiga kluster, yaitu pemantauan ringan sebanyak 155 santri, pendampingan intensif 16 santri, dan pembinaan terarah 101 santri, dengan persentase hasil belajar baik masing-masing 86,45%, 93,75%, dan 79,21%. Model *Backpropagation* mencapai akurasi 94,55%, sedangkan *Decision Tree* menghasilkan aturan karakteristik setiap kluster. Temuan menunjukkan bahwa hasil belajar yang baik tidak selalu disertai pola penggunaan teknologi informasi yang baik pada seluruh dimensi. Hasil penelitian dapat menjadi dasar pendampingan penggunaan teknologi informasi sesuai karakteristik santri.

Kata kunci: teknologi informasi, hasil belajar, *K-Means*, *Backpropagation*, DT.

PENDAHULUAN

Perkembangan kecerdasan buatan sebagai bagian dari teknologi informasi telah memperluas cara peserta didik memperoleh sumber belajar, mengikuti evaluasi, dan mengakses informasi secara lebih cepat sehingga pemanfaatannya semakin penting dalam mendukung pendidikan (Shafwatul et al., 2025). Penggunaan perangkat teknologi informasi perlu diarahkan pada aktivitas akademik agar tidak berhenti sebagai sarana mencari informasi, tetapi juga mampu meningkatkan keterlibatan, kemandirian, dan kebermaknaan proses pembelajaran bagi peserta didik (Subagyo, 2025). Pemanfaatan teknologi oleh santri perlu dianalisis secara lebih mendalam karena perangkat digital dapat membantu kegiatan belajar, tetapi juga berpotensi memengaruhi fokus, kontrol diri, kedisiplinan, dan pola interaksi dalam lingkungan pesantren (Akhmad, 2024).

Penerapan *K-Means* dalam bidang pendidikan menunjukkan bahwa data perilaku peserta didik dapat dikelompokkan menjadi sejumlah profil yang memiliki karakteristik berbeda sehingga setiap kelompok dapat memperoleh bentuk intervensi atau pendampingan yang lebih sesuai dengan kebutuhannya (Jin, 2025). Penelitian mengenai profil akademik dan karakteristik belajar menunjukkan bahwa *K-Means* dapat membentuk kelompok peserta didik berdasarkan perbedaan pola dalam data sehingga hasil pengelompokan dapat dimanfaatkan sebagai dasar untuk menyusun rekomendasi pengembangan potensi secara lebih terarah (Faiharani et al., 2026). Pengelompokan peserta didik berdasarkan karakteristik belajar juga dapat membantu pendidik menyusun kelompok yang lebih sesuai dengan kebutuhan visual, auditori, maupun kinestetik sehingga kegiatan pembelajaran

dapat dirancang secara lebih relevan dan efektif (Khasanah et al., 2025).

Backpropagation merupakan algoritma pelatihan jaringan saraf tiruan yang memperbaiki bobot dan bias melalui proses perambatan kesalahan dari lapisan keluaran menuju lapisan sebelumnya sehingga model dapat mempelajari hubungan yang terdapat pada data secara bertahap (Fithara et al., 2025). *Backpropagation* digunakan dalam analisis prediktif karena mampu mempelajari hubungan nonlinier antarvariabel melalui proses pelatihan berulang pada data masukan dan target sehingga pola yang kompleks tetap dapat dikenali oleh model untuk menghasilkan prediksi (Nursodiq et al., 2026).

Penerapan *Backpropagation* untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa berdasarkan data IPK semester pertama sampai keenam menghasilkan akurasi sebesar 98% sehingga metode ini dinilai efektif dalam mempelajari pola data akademik (Ariani et al., 2024). Penggunaan *Backpropagation* pada data akademik pendidikan kejuruan juga menghasilkan akurasi validasi sebesar 94,55% dalam memberikan rekomendasi program studi yang menunjukkan kemampuan model dalam mendukung pengambilan keputusan berdasarkan karakteristik nilai siswa (Rina & Sutarman, 2025).

Penerapan DT untuk memprediksi kinerja 1.000 peserta didik berdasarkan atribut akademik dan demografis menghasilkan akurasi sebesar 82,6% sehingga metode ini dapat digunakan untuk mengklasifikasikan performa peserta didik berdasarkan kombinasi beberapa karakteristik yang tersedia (Hairani et al., 2025). Penelitian terhadap 500 mahasiswa menunjukkan bahwa DT memperoleh akurasi sebesar 85% serta mampu mengidentifikasi kehadiran dan nilai akhir sebagai faktor yang berpengaruh terhadap kelulusan sehingga hasil model dapat digunakan sebagai

bahan evaluasi akademik (Hidayahtulloh & Prasetyo, 2024). Penggunaan DT C4.5 untuk menentukan siswa berprestasi berdasarkan faktor akademik dan nonakademik menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 91,67% sekaligus menghasilkan aturan keputusan yang dapat membantu menjelaskan dasar penentuan kelas secara lebih sistematis (Ramadhan et al., 2025).

DT merupakan algoritma klasifikasi yang membentuk struktur pohon keputusan berdasarkan atribut data sehingga hubungan antara kondisi masukan dan kelas target dapat ditelusuri serta dipahami dengan lebih mudah oleh pengguna (Husaini et al., 2024). DT menghasilkan model berbasis aturan dalam bentuk struktur pohon yang menggambarkan proses klasifikasi melalui percabangan kondisi sehingga alasan penempatan suatu data pada kelas tertentu dapat dijelaskan secara lebih transparan (Anisa Sivi et al., 2024). *Backpropagation* dan DT dapat digunakan secara saling melengkapi karena jaringan saraf mampu menangkap pola kompleks, sedangkan pohon keputusan mampu mengubah hasil analisis menjadi aturan yang lebih sederhana dan mudah dipahami (Kumar & Madan, 2025).

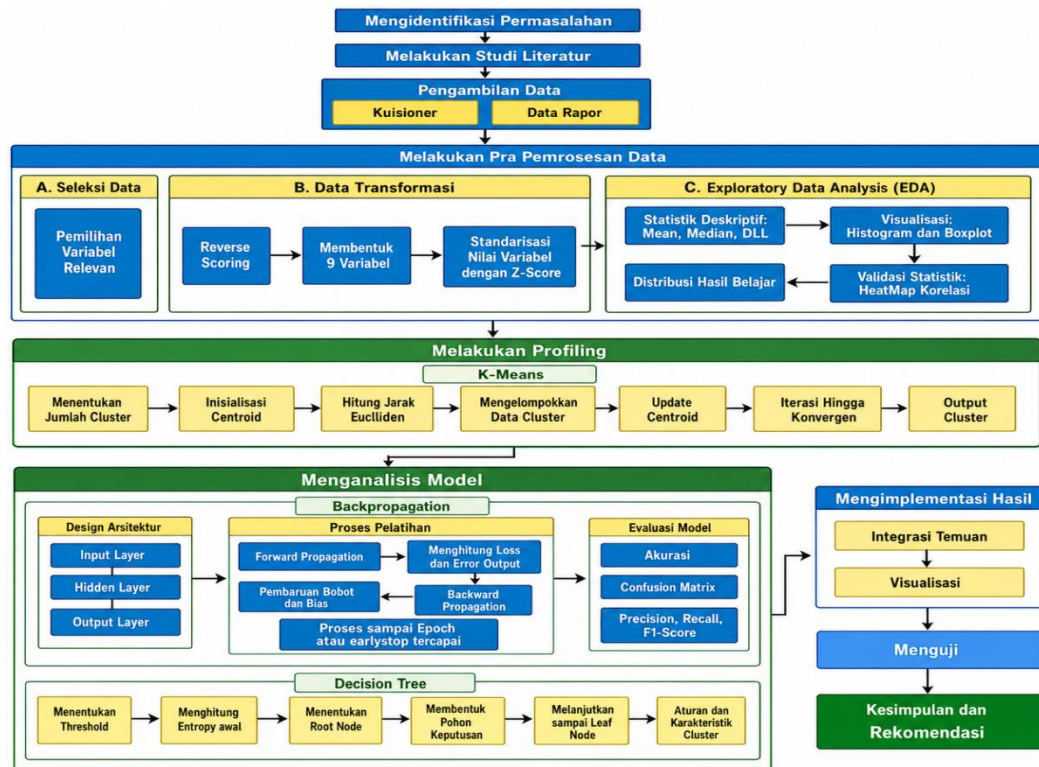
Penelitian-penelitian yang ditinjau dalam studi ini masih menunjukkan keterbatasan pada keterpaduan tahapan analisis. *K-Means* dan *Backpropagation* telah digunakan secara berurutan untuk membentuk profil dan memprediksi keanggotaan kelompok sedangkan penelitian *Backpropagation* lainnya lebih berfokus pada prediksi kelulusan atau rekomendasi akademik. Penelitian DT juga lebih banyak diarahkan pada klasifikasi kinerja, kelulusan, atau siswa berprestasi. Kesenjangan penelitian pada studi-studi tersebut terletak pada belum terintegrasinya *profiling*, prediksi

keanggotaan klaster, interpretasi aturan karakteristik klaster, dan analisis kecenderungan hasil belajar dalam satu alur analisis, khususnya pada konteks santri di lingkungan pesantren.

Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi tiga fungsi analitik dalam satu rangkaian, yaitu *K-Means* untuk membentuk profil pola penggunaan perangkat teknologi informasi, *Backpropagation* untuk memprediksi keanggotaan klaster, dan DT C4.5 untuk menerjemahkan karakteristik klaster menjadi aturan yang dapat diinterpretasikan. Data hasil belajar tidak digunakan sebagai variabel pembentuk klaster, tetapi digunakan untuk membandingkan kecenderungan akademik pada setiap kelompok santri. Pendekatan tersebut diharapkan menghasilkan profil yang tidak hanya dapat diprediksi, tetapi juga dapat dijelaskan dan digunakan sebagai dasar penyusunan bentuk monitoring, pembinaan, dan pendampingan yang lebih sesuai dengan karakteristik santri.

METODE

Pemanfaatan perangkat teknologi informasi dalam pembelajaran santri memberikan manfaat akademik, tetapi tetap memerlukan analisis karena pola penggunaannya dapat berkaitan dengan kontrol, disiplin, ketergantungan, interaksi sosial, dan hasil belajar. Penelitian ini dirancang untuk mengidentifikasi pola penggunaan perangkat teknologi informasi, membentuk profil santri, memprediksi keanggotaan klaster, serta menjelaskan karakteristik setiap klaster melalui pendekatan *Machine Learning*. Rangkaian proses penelitian disusun secara sistematis dalam kerangka metodologi yang ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Kerangka Penelitian

Data hasil pra-pemrosesan selanjutnya digunakan pada tahap *profiling* dengan *K-Means* untuk membentuk kluster santri berdasarkan kemiripan pola penggunaan teknologi informasi. Label kluster hasil *K-Means* digunakan sebagai target pada *Backpropagation*, sedangkan DT C4.5 membentuk aturan yang menjelaskan karakteristik kluster. Hasil ketiga metode kemudian diintegrasikan, divisualisasikan, diuji, dan digunakan sebagai dasar penyusunan kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset Penelitian

Dataset penelitian terdiri atas 272 data santri Pesantren Diniyyah Puteri Padang Panjang. Data mentah mencakup 126 butir kuesioner penggunaan perangkat teknologi informasi dengan skala *Likert* 1 sampai 5 dan data hasil belajar yang diperoleh dari dokumentasi rapor santri.

Dataset ini dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Dataset

No.	Nama Lengkap	Kelas	Q	Q2	Q3	Q12	Q126	H-Belajar
1	Najmi Aurelia	X K2	5	5	...	4	1	1
2	Afifah Putri Aferos	X K2	4	5	...	4	1	1
3	Sabrina Cessa Aprilia	X K2	4	4	...	3	2	1
.....								
270	zahrana rocky	VIID	4	4	...	3	2	1
271	Humaira Alia Zulfa	VII D	4	4	...	3	3	1
272	Najmi Zahira	XI K1	4	4	...	4	2	1

Berdasarkan table 2, dataset merupakan gabungan dari data kuesioner santri dan nilai rapor dengan kategori baik sama dengan 1 dan kurang baik sama dengan 0.

Hasil Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan menghasilkan data yang siap digunakan pada tahap analisis. Proses ini diawali dengan seleksi data yang mempertahankan Q1 sampai Q126 dan H_Belajar, kemudian dilanjutkan dengan *reverse scoring* pada item berarah negatif agar seluruh skor memiliki arah interpretasi yang konsisten. Data yang

tidak berhubungan langsung dengan tujuan penelitian tidak disertakan dalam pemodelan.

setiap kelompok yang terdiri atas 14 item diringkas menggunakan nilai rata-rata sehingga terbentuk sembilan variabel, yaitu Kepatuhan (X1), Intensitas (X2), Prioritas (X3), Rasionalisasi (X4), Kesenjangan (X5), Ketergantungan (X6), Kontrol (X7), Disiplin (X8), dan Sosial (X9). Nilai X1 sampai X9 selanjutnya distandardisasi menggunakan *Z-Score* untuk membentuk *Z_X1* sampai *Z_X9* dengan pusat dan skala yang sebanding.

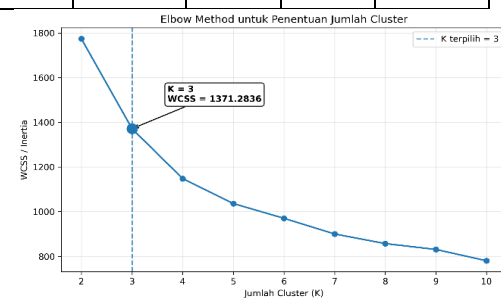
Tabel 3 Hasil *preprocessing Z-Score*

No	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
0	-0.344	-0.731	-0.454	0.366	0.834	-0.290	-0.397	-0.717	-0.395
1	-0.184	-0.890	-0.176	0.213	0.385	-0.290	-0.309	-0.800	-0.728
2	-1.948	-1.209	-1.566	-1.172	1.731	1.321	-1.369	-0.800	-0.840
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
269	-0.024	-1.846	-0.593	-0.864	0.273	-1.282	0.044	0.111	-0.617
270	1.259	2.294	1.075	0.828	-1.298	0.330	1.369	1.021	1.274
271	0.778	1.498	1.215	1.136	0.385	1.445	0.486	0.690	1.719

Hasil *Profiling Menggunakan K-Means*

Jumlah klaster diuji pada rentang K=2 sampai K=10 menggunakan *Within-Klaster Sum of Squares (WCSS)* dan *Silhouette Coefficient*.

Nilai WCSS turun dari 1.773,4019 pada K=2 menjadi 1.371,2836 pada K=3 yang bisa dilihat pada gambar 3.



Gambar 3 Grafik *Elbow*

Tabel 4 Hasil *profiling K-Means*

C	X1	X2	...	X7	X8	X9	Indeks	Temuan Deskriptif
C1	4,628	3,984	...	4,347	4,451	3,973	13,884	Kontrol dan disiplin kuat; hasil belajar mayoritas baik.
C2	4,781	4,067	...	1,549	1,375	2,268	20,517	Hasil belajar baik tertinggi, tetapi kontrol, disiplin, dan sosial

C	X1	X2	...	X7	X8	X9	Indeks	Temuan Deskriptif
C3	4,095	3,551	...	3,566	3,659	3,460	18,647	Persentase hasil belajar baik terendah; memerlukan pembinaan terarah.

Tabel 5 Hasil *profiling K-Means Lanjutan*

C	Jumlah	Persentase	Indeks	Hasil belajar Baik	Profil
C1	155	56,99%	13,884	86,45%	Monitoring ringan
C2	16	5,88%	20,517	93,75%	Pendampingan intensif
C3	101	37,13%	18,647	79,21%	Pembinaan terarah

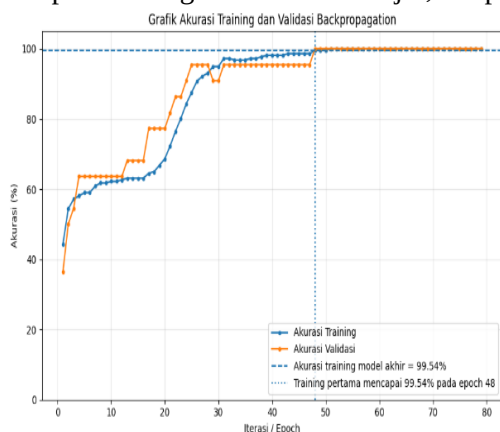
Berdasarkan tabel 5 dan 6, C1 merupakan kelompok terbesar dengan 155 santri dan indeks kebutuhan pendampingan terendah, sehingga diberi profil monitoring ringan. C2 beranggotakan 16 santri dan memiliki indeks tertinggi karena nilai Kontrol, Disiplin, dan Sosial masing-masing hanya 1,549; 1,375; dan 2,268, sehingga memerlukan pendampingan intensif. C3 terdiri atas 101 santri dengan kebutuhan menengah dan diberi profil pembinaan terarah.

Persentase hasil belajar Baik tertinggi terdapat pada C2 sebesar 93,75%, diikuti C1 sebesar 86,45% dan C3 sebesar 79,21%. Temuan tersebut tidak berarti rendahnya kontrol atau disiplin meningkatkan hasil belajar, tetapi

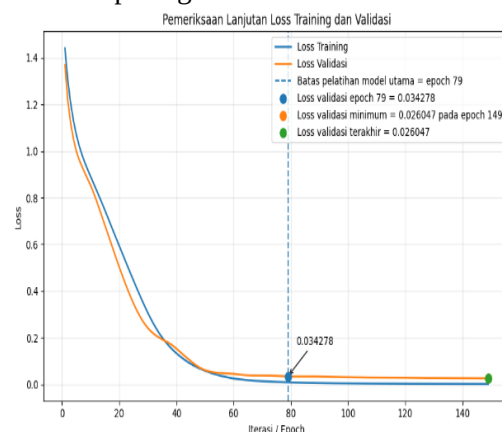
menunjukkan bahwa capaian akademik yang baik tidak selalu disertai pola penggunaan perangkat teknologi informasi yang baik pada seluruh dimensi.

Hasil Pelatihan *Backpropagation*

Backpropagation menggunakan sembilan variabel X1 sampai X9 sebagai input dan label kluster hasil *K-Means* sebagai target. Data dibagi secara *stratified* menjadi 217 data *training* dan 55 data *testing*. Model menggunakan arsitektur 9-18-9-3, aktivasi *ReLU* pada dua *hidden layer*, *Softmax* pada *output layer*, *optimizer Adam*, *learning rate* 0,010, serta *early stopping*. Grafik akurasi dan *loss training* dan validasi dapat dilihat pada gambar 4.



(a) Akurasi training dan validasi

(b) pemeriksaan loss *Backpropagation*

Gambar 4 Akurasi, loss, dan validasi training

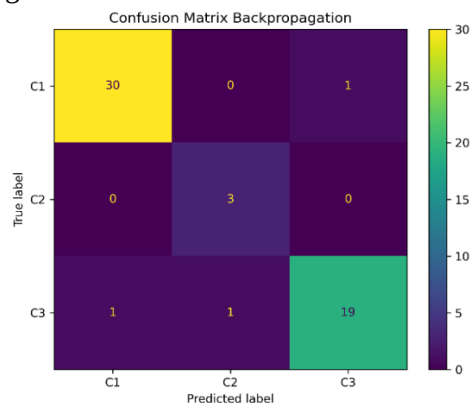
Berdasarkan gambar 4, Pelatihan model berhenti pada *epoch* ke-79 setelah

skor validasi tidak meningkat selama 30 *epoch* berturut-turut. Akurasi *training*

mencapai 99,54%. Pemeriksaan diagnostik menunjukkan loss validasi sebesar 0,034278 pada *epoch* ke-79 dan nilai minimum 0,026047 pada *epoch* ke-149; model diagnostik hanya digunakan untuk membaca kecenderungan *loss* dan tidak menggantikan model utama. Peningkatan akurasi dan penurunan *loss* memperlihatkan bahwa jaringan mampu mempelajari batas antarkelompok hasil *K-Means*.

Evaluasi Model *Backpropagation*

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan label kluster aktual hasil *K-Means* dan label hasil prediksi *Backpropagation* pada 55 data *testing*. Model mengklasifikasikan 52 data dengan benar dan tiga data mengalami kesalahan klasifikasi. Hasil model ini dapat dilihat menggunakan *confusion matrix* dari gambar 5.



Gambar 5 *Confusion matrix*

Gambar 5 menunjukkan output *confusion matrix* yang diperoleh dari proses implementasi *Backpropagation* pada data uji. Hasil *precision*, *recall*, dan *F1-Score* *Backpropagation* dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 *precision*, *recall*, *F1-score*

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Klaster C1	0,968	0,968	0,968
Klaster C2	0,750	1,000	0,857
Klaster C3	0,950	0,905	0,927
Accuracy	0,945	0,945	0,945
Macro avg	0,889	0,958	0,917
Weighted	0,949	0,945	0,946

Kelas	Precision	Recall	F1-score
avg			

Berdasarkan Tabel 6, model *Backpropagation* memperoleh akurasi sebesar 0,945. Nilai *precision* tertinggi diperoleh pada Klaster C1 sebesar 0,968, sedangkan nilai *recall* tertinggi diperoleh pada Klaster C2 sebesar 1,000. Nilai *Weighted average F1-score* sebesar 0,946 menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengenali kluster pada data uji.

Hasil DT C4.5

DT C4.5 diterapkan pada seluruh 272 data menggunakan kategori rendah, sedang, dan tinggi dari X1 sampai X9, sedangkan label kluster *K-Means* digunakan sebagai kelas analisis. Pada implementasi seluruh data, X8 Disiplin menjadi root node karena menghasilkan pemisahan paling kuat. Pohon keputusan menghasilkan 15 aturan dengan fidelity interpretatif sebesar 88,24% terhadap label *K-Means*; nilai tersebut digunakan untuk menilai kesesuaian aturan dalam menjelaskan kluster. Pohon keputusan model DT dapat dilihat pada gambar 6.

Berdasarkan gambar 6, Pohon keputusan C4.5 menunjukkan bahwa variabel *Kat_X8* atau Disiplin menjadi akar karena memiliki nilai *Gain Ratio* tertinggi sebesar 0,495, sehingga menjadi variabel utama dalam membedakan kluster pola penggunaan TI santri. Kategori disiplin rendah dipisahkan lebih lanjut berdasarkan variabel Kontrol (*Kat_X7*) dan Intensitas (*Kat_X2*) yang sebagian besar mengarah pada Klaster 2. Kategori disiplin sedang dipisahkan berdasarkan Prioritas (*Kat_X3*), Intensitas, dan Kesenjangan yang sebagian besar menghasilkan Klaster 3. Kategori disiplin tinggi dipisahkan berdasarkan Kesenjangan (*Kat_X5*), kemudian Prioritas, Kepatuhan, Rasionalisasi, dan Sosial. Aturan dengan jumlah anggota terbesar menunjukkan bahwa santri dengan disiplin tinggi, kesenjangan rendah, prioritas tinggi,

patuh, dan rasionalisasi tinggi diklasifikasikan ke dalam Klaster 1 sebanyak 178 santri.

SIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa pola penggunaan perangkat teknologi informasi pada 272 santri dapat dikelompokkan menjadi tiga klaster, yaitu Klaster 1 sebanyak 155 santri dengan kategori monitoring ringan, Klaster 2 sebanyak 16 santri dengan kategori pendampingan intensif, dan Klaster 3 sebanyak 101 santri dengan kategori pembinaan terarah. Model *Backpropagation* mampu memprediksi keanggotaan klaster dengan akurasi sebesar 94,55%, sehingga menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik terhadap pola penggunaan perangkat TI santri.

DT C4.5 menghasilkan 15 aturan dengan tingkat kesesuaian sebesar 88,24% terhadap hasil *K-Means* serta menempatkan variabel disiplin sebagai akar pohon keputusan. Temuan penelitian dapat digunakan sebagai dasar dalam menentukan bentuk monitoring, pembinaan, dan pendampingan penggunaan perangkat TI yang disesuaikan dengan karakteristik setiap klaster santri.

DAFTAR PUSTAKA

- Akhmad, S. K. (2024). Preserving Tradition Amid Disruption: A Systematic Literature Review (SLR) of Pesantren Development in Indonesia. *Santri: Journal of Pesantren and Fiqh Sosial*, 5(2), 129–144. <https://doi.org/10.35878/santri.v5i2.1396>
- Anisa Sivi, N., Mualim, I., Arnitha Lestari, C., Taman Fajar, J., Purbolinggo, K., Lampung Timur, K., & Korespondensi, P. (2024). Data Mining Menggunakan *Decision*

Tree untuk Prediksi Nilai Akhir Siswa. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Komunikasi*, 4. <https://doi.org/10.55606/juitik.v4i3.1824>

- Ariani, Y., Masrizal, M., & Muti'ah, R. (2024). Prediction of Student Graduation Rates using the Artificial Neural Network *Backpropagation* Method. *Sinkron*, 8(2), 1169–1177. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.13659>
- Faiharani, A., Huda, B., Nurapriani, F., Lia Hananto, A., Karawang, P., Jl Ronggowaluyo Sirnabaya, K. H., Timur, T., & Barat, J. (2026). Klasterisasi Siswa Berdasarkan Profil Akademik dan Karakteristik Belajar Menggunakan Algoritma *K-Means* untuk Mendukung Pembelajaran. *Journal of Information System Research*, 7(3), 718–726. <https://doi.org/10.47065/josh.v7i3.9572>
- Fithara, D., Budianita, E., Afrianty, I., & Kurnia Gusti, S. (2025). Penerapan Seleksi Fitur Information Gain dan Metode *Backpropagation* Neural Network Untuk Klasifikasi Atrisi Karyawan. *Media Online*, 6(1), 303–313. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v6i1.922>
- Hairani, A. S., Cahyono, R., & Abi Balta, A. (2025). *Sistem Pendidikan Kinerja Siswa Berbasis Web Menggunakan Algoritma Decision Tree dan XGBost*. <https://doi.org/10.55382/jurnalpustakadata.v5i2.1450>
- Hidayatulloh, A., & Prasetyo, D. (2024). Penerapan Algoritma *Decision Tree* Untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berdasarkan Data Akademik. <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/teknobis>
- Husaini, A., Hariyanti, I., & Raharja, A. R. (2024). Perbandingan Algoritma *Decision Tree* dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Data Pengaruh

- Media Sosial dan Jam Tidur Terhadap Prestasi Akademik Siswa. *Technologia : Jurnal Ilmiah*, 15(2), 332.
<https://doi.org/10.31602/tji.v15i2.14381>
- Jin, J. (2025). Student behavior patterns in vocational education big data based on clustering algorithm. *Discover Artificial Intelligence*, 5(1).
<https://doi.org/10.1007/s44163-025-00433-3>
- Khasanah, A. N., Tricahyo, V. A., & Huda, M. M. (2025). Implementasi Metode K-Means Clustering Sebagai Penentu Kelompok Belajar di SMA. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 6(2).
<https://doi.org/10.47065/josh.v6i2.66>
- Kumar, N., & Madan, K. (2025). A novel hybrid MLP–Decision Tree architecture for student performance prediction: a new paradigm in educational data mining. *International Journal of Information Technology* 2025, 1–15.
<https://doi.org/10.1007/S41870-025-03003-Z>
- Nursodiq, A., Parsaulian Simanjuntak, R., Zaky, A. A., Fernando, D., Duli, K., Dzikri, R. A., & Informatika, T. (2026). *Pengembangan Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Berdasarkan Data Akademik Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Berbasis Python*.
- Ramadhan, P., Yuhandri, & Veri, J. (2025). Eksplorasi Algoritma Decision Tree untuk Penentuan Siswa Berprestasi. *Bit-Tech*, 7(3), 826–833.
<https://doi.org/10.32877/bt.v7i3.2210>
- Rina, V. L. F., & Sutarman, S. (2025). *Prediksi Pemilihan Program Studi Siswa SMK Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation* (Vol. 7, Number 4).
- Shafwatul, R. A., Gumilar, S., Nurul Ainie, I., & Ali Wibowo, F. (2025). *Tren dan Tantangan Penerapan Kecerdasan Buatan dalam Pendidikan: Analisis Artikel pada Jurnal Terakreditasi Nasional*.
- Subagyo, A. (2025). Pengembangan Media Pembelajaran Interaktif Berbasis Articulate Storyline Pada Pembelajaran Ipa. *EDUTECH : Jurnal Inovasi Pendidikan Berbantuan Teknologi*, 5(1).
<https://jurnalp4i.com/index.php/edutech>