

# PREDIKSI DAN PERBANDINGAN HASIL PEMBELAJARAN LURING DAN DARING MENGGUNAKAN DECISION TREE

Rodhiyah Mardhiyyah<sup>1)</sup>, Farida Ardiani<sup>2)</sup>, Izaaz Azaam Syahalam<sup>3)</sup>, Ingrid Dwi Fuji Astuti<sup>4)</sup>

<sup>1,4</sup>Teknik Komputer, <sup>2</sup>Sistem Informasi, <sup>3</sup>Informatika

Universitas Teknologi Yogyakarta

Jl. Siliwangi Ring Road Utara, Jombor Lor, Sendangadi, Mlati, Sleman, Yogyakarta

<sup>1</sup>rodhiyah.office@gmail.com, <sup>2</sup>ardianifarida@gmail.com,

<sup>3</sup>izaazsyahalam@gmail.com, <sup>4</sup>inggridfuji@gmail.com

**Abstract** - The teaching and learning process in all educational units during the covid pandemic is carried out without face to face, one of them through the Zoom application or Google Meet. Online learning requires teachers to innovate in developing learning media. Learning outcomes from online learning systems have the potential for differences in understanding in material acceptance when compared to offline learning. Learning outcomes are realized in the form of final grades. The differences in learning outcomes can be caused by offline learning teaching and learning activities can be carried out more actively. On the other hand, online learning has the potential the influence of help or study assistance in solving learning task problems. Based on that possibilities, this study intends to find out, predict, and compare the predicted results of online and offline learning so that it can be predicted what will happen in the future. Offline learning data uses 1,849 while online learning data uses 2,450 data. The result of this prediction comparison is learning outcomes in online learning systems get higher scores compared to offline learning systems.

**Keywords** - Decision tree, forecasting, offline learning, online learning, prediction.

**Abstrak** - Proses belajar mengajar di seluruh satuan pendidikan pada masa pandemi covid dilakukan tanpa tatap muka secara langsung, salah satunya melalui aplikasi Zoom atau Google Meet. Pembelajaran yang dilakukan secara daring menuntut pengajar untuk berinovasi mengembangkan media pembelajaran. Hasil belajar dari sistem belajar yang dilakukan secara daring memiliki potensi perbedaan pemahaman dalam penerimaan materi jika dibandingkan dengan pembelajaran yang dilakukan secara luring. Hasil pembelajaran diwujudkan dalam bentuk nilai akhir. Perbedaan hasil belajar dapat disebabkan karena pada pembelajaran luring kegiatan belajar mengajar dapat dilakukan dengan lebih aktif. Di sisi lain, pembelajaran daring memiliki potensi adanya pengaruh bantuan atau pendampingan belajar dalam menyelesaikan permasalahan tugas belajar. Melihat hal tersebut, penelitian ini bermaksud untuk mengetahui, memprediksi, dan membandingkan hasil prediksi pembelajaran daring dengan luring. Data pembelajaran luring menggunakan 1.849 sedangkan data pembelajaran daring menggunakan 2.450 data. Hasil dari perbandingan prediksi ini adalah hasil belajar pada sistem belajar daring mendapat nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan sistem belajar luring.

**Kata Kunci** - Decision tree, forecasting, nilai daring, nilai luring, prediksi.

## I. PENDAHULUAN

Kondisi pandemi Covid-19 berdampak pada dunia pendidikan yaitu pada pelaksanaan pembelajaran dimana lembaga pendidikan dituntut untuk melakukan inovasi dalam proses pembelajaran. Salah satu bentuk inovasi tersebut yaitu dengan melaksanakan kegiatan pembelajaran secara daring (dalam jaringan). Menteri pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia mengeluarkan Surat Edaran Nomor 4 Tahun 2020 Tentang Pelaksanaan Kebijakan Pendidikan dalam Masa Darurat Penyebaran Covid-19 yang menjelaskan bahwa proses belajar di masa pandemi dilaksanakan di rumah melalui pembelajaran dalam jaringan (daring). Pembelajaran daring adalah proses belajar mengajar yang dilaksanakan tanpa harus bertatap muka langsung dengan memanfaatkan aplikasi seperti zoom atau google meet yang terhubung dengan jaringan internet. Namun, pembelajaran daring

sangat berdampak pada pengetahuan dan pemahaman mahasiswa mengenai materi pembelajaran yang disampaikan [1]. Berbeda dengan pembelajaran luring (luar jaringan) yang dilakukan dengan melibatkan mahasiswa dalam aktivitas belajar, memanfaatkan sumber yang tersedia di internet, dan mendiskusikanya langsung dengan mengandalkan pada kehadiran pengajar untuk mengajar di kelas secara tatap muka [2] [3]. Mahasiswa juga berkesempatan untuk berkomunikasi dengan dosen secara lebih cepat tanpa terkendala jaringan internet sehingga menjadi lebih efisien, efektif, dan praktis dalam mengatasi kesulitan yang dihadapi dalam pembelajaran. Sehingga pembelajaran luring disebut lebih efektif daripada pembelajaran daring jika materi pada pembelajaran yang diterapkan memiliki muatan keterampilan teknis dan praktis yang lebih dominan daripada keterampilan berpikir yang bersifat lebih abstrak [4].

Sistem pembelajaran luring adalah pembelajaran kelas yang mengandalkan pada kehadiran dosen pengajar untuk mengajar di kelas. Pada pembelajaran tatap muka mahasiswa dapat terlibat lebih aktif dalam komunikasi verbal spontan. Kehadiran mahasiswa pada pembelajaran kelas tatap muka menjadi kepuasan mahasiswa itu sendiri dalam mengikuti pembelajaran yang dipelajari [3]. Sedangkan sistem pembelajaran daring merupakan sistem pembelajaran tanpa tatap muka secara langsung antara mahasiswa dan dosen. Kegiatan belajar dilakukan melalui online dengan menggunakan jaringan internet. Mahasiswa dan dosen harus memastikan kegiatan belajar mengajar tetap berjalan, meskipun siswa berada di rumah. Solusinya, mahasiswa dan dosen dituntut untuk dapat berinovasi mendesain media pembelajaran dengan memanfaatkan media daring (online) [5].

Hasil belajar dari sistem belajar secara daring dan luring memiliki potensi perbedaan. Perbedaan tersebut dapat dipengaruhi oleh media pembelajaran yang digunakan [6] maupun bantuan dari lingkungan sekitar [7]. Sulitnya pengukuran pemahaman belajar pada sistem belajar daring juga menjadi salah satu kendala [8]. Hasil belajar dengan sistem pembelajaran daring mengalami kenaikan hasil belajar dibandingkan dengan pembelajaran luring. Salah satu faktor kenaikan hasil belajar tersebut tak lepas dari pengaruh bantuan atau pendampingan belajar oleh lingkungan sekitar. Bantuan tersebut dapat berpengaruh terhadap kemandirian siswa dalam menyelesaikan permasalahan tugasnya [7] dimana belajar merupakan suatu proses atau aktivitas untuk mendapatkan pengetahuan, meningkatkan keterampilan, memperbaiki perilaku, sikap dan mengkokohkan kepribadian [9]. Namun, di sisi lain hasil belajar yang dilakukan secara luring maupun daring tidak memiliki perbedaan yang signifikan [10] [2].

Melihat fenomena tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui dan membandingkan hasil belajar mahasiswa yang dilakukan secara daring dengan luring kemudian melakukan forecasting terhadap hasil belajar berdasarkan kedua sistem belajar tersebut dengan menerapkan metode machine learning algoritma Decision Tree. Objek penelitian yang dilakukan pada mata kuliah praktikum karena proses belajar pada MK praktikum menuntut mahasiswa untuk lebih fokus terhadap materi yang diberikan agar dapat mengikuti materinya. Dengan kondisi tersebut diharapkan gap tingkat konsentrasi dalam menyerap materi tidak jauh berbeda.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data nilai akhir pada mata kuliah praktikum. Data yang digunakan berjumlah 4299 data latih dan berjumlah 216 data uji. Mata kuliah praktikum digunakan pada proses penelitian ini dikarenakan, pada saat perkuliahan dilakukan secara daring, potensi mahasiswa mengikuti

kegiatan perkuliahan praktikum lebih fokus dibandingkan mata kuliah teori karena pada mata kuliah praktikum, mahasiswa dituntut lebih fokus melihat dan mengikuti arahan kegiatan praktikum.

### A. Forecasting

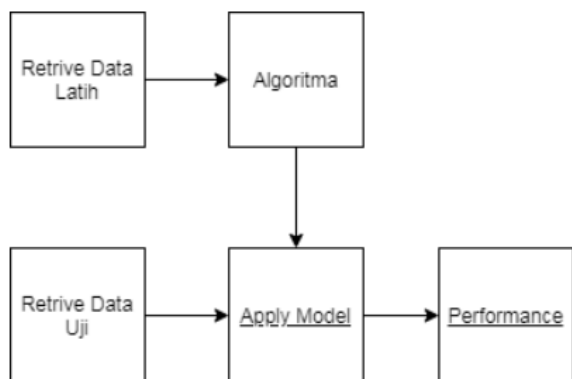
Forecasting adalah sebuah proses matematis yang digunakan untuk memprediksi keadaan dimasa mendatang [9]. Peramalan digunakan untuk memperkirakan keberhasilan, kebutuhan, memastikan konsistensi, membantu dalam membuat keputusan, meningkatkan peluang keberhasilan, juga merumuskan rencana yang efektif [11]. Metode data mining Forecasting digunakan untuk memprediksi, apakah pemahaman materi pembelajaran dapat dilihat dari nilai yang didapat, saat proses pembelajaran dilakukan secara daring dapat membantu mahasiswa tetap dalam pemahaman seperti saat pembelajaran secara luring, atau bahkan bisa menjadi lebih baik, atau sebaliknya. Melalui forecasting dilakukan prediksi pemahaman terhadap materi pembelajaran berdasarkan statistik hasil belajar. Peramalan yang dilakukan menggunakan perangkat lunak Rapid Miner. Rapidminer merupakan sebuah perangkat lunak yang digunakan dalam pemrosesan Data Mining [12] atau untuk melakukan kegiatan menemukan pola atau model yang menarik dari kumpulan data dalam jumlah besar, kemudian data-data tersebut dapat disimpan di dalam media penyimpanan seperti database, data warehouse, atau penyimpanan informasi [13].

### B. Decision Tree

Algoritma Decision Tree merupakan salah satu algoritma populer yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan cara mengubah data menjadi model struktur pohon. Node yang paling atas dari decision tree disebut sebagai root, node daun (leaf node) atau biasa disebut terminal node merepresentasikan kelas, cabang merepresentasikan nilai dari atribut, dan setiap internal node (non-leaf node) merepresentasikan atribut. Algoritma Decision Tree memiliki proses pembangunannya yang relatif cepat, hasil dari model yang dibangun juga mudah untuk dipahami [14].

### C. Langkah Perancangan Sistem

Agar dapat mencapai hasil dari terget penelitian maka perlu dilakukan perencanaan dalam melakukan tahap penelitian. Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahapan. Secara umum gambaran mengenai perancangan sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Perancangan Sistem

1. Retrieve data latih merupakan kegiatan mengambil data yang dijadikan dataset. Data latih yang diambil dilakukan proses pembersihan data dan normalisasi data serta penentuan label atas data yang akan dijadikan hasil prediksi. Data yang digunakan berjumlah 4299 data latih yang terbagi ke dalam 2450 data latih pada periode pembelajaran daring Tahun Akademik 2019-2020 genap, 2020-2021, 2021-2022 ganjil dan 1849 data latih pada periode pembelajara luring Tahun Akademik 2017-2018, 2018-2019, 2019-2020 ganjil dalam format (.xlsx dan .csv). Contoh dataset yang digunakan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Format Dataset

CP1	CP2	CP3	CP4	NA	NH
10	18.75	18.75	16.5	64	B
16	18.75	20	28.5	83.25	A
10	21.25	20	15	66.25	B
10	21.25	18.75	15	65	B
20	21.25	22.5	25.5	89.25	A
12	20	21.25	18	71.25	B
12	20	18.75	12	62.75	B
10	20	18.75	20.01	68.85	B
10	21.25	21.25	30	82.5	A
10	20	15	21	66	B

2. Implementasi algoritma Decision Tree terhadap data latih berfungsi untuk menentukan model keputusan dalam bentuk pohon keputusan. Proses prediksi hasil belajar mahasiswa didasarkan pada pembobotan nilai pada data yang diproses, proses pemodelan dilakukan dari atas ke bawah (Top - Bottom), pada bagian atas adalah Root yang digunakan sebagai pusat dalam pemodelan, ketika pembobotan sesuai dengan kategori yang terdapat pada Algoritma, maka data tersebut akan mendapatkan hasil prediksi hasil belajar mahasiswa, terdiri dari nilai huruf berupa prediksi A sampai dengan E, dengan nilai Confidence yang sudah ditentukan berdasarkan Algoritma Decision Tree.
3. Retrieve data uji merupakan kegiatan pengambilan data yang digunakan sebagai

pengujian. Data uji yang digunakan adalah data uji berdasarkan nilai Tahun Akademik 2021-2022 yang berjumlah 216 data.

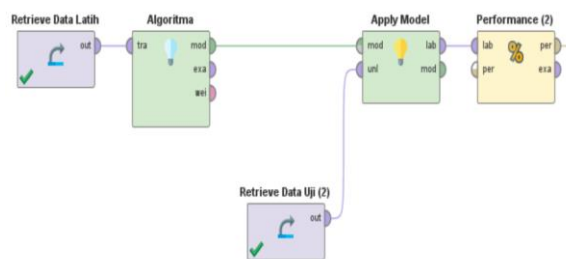
4. Apply model merupakan tahapan penerapan model keputusan terhadap data uji untuk dilakukan proses prediksi hasil belajar.
5. Performance digunakan untuk mengukur kinerja sebuah model atau pengetahuan data tersebut.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini menggunakan algoritma Decision Tree untuk menghasilkan prediksi nilai mahasiswa pada tahun ajaran 2021-2022 Genap sebagai data uji. Data uji ini akan diujikan pada sistem pembelajaran luring maupun daring. Proses dilakukan menggunakan aplikasi RapidMiner. Penggunaan RapidMiner tersebut menghasilkan sebuah model.

#### A. Model RapidMiner

Proses prediksi menggunakan algoritma Decision Tree diterapkan menggunakan aplikasi RapidMiner. Gambar 2. menampilkan model yang dihasilkan dari pengkodean menggunakan Rapidminer. Operator Retrieve berfungsi untuk mendapatkan data hasil belajar mahasiswa baik secara daring dan luring. Operator Algoritma, merupakan Algoritma model Forecasting yang digunakan yaitu Decision Tree. Operator Algoritma berfungsi untuk membuat model pengetahuan berdasarkan Data Latih yang digunakan, model pengetahuan berupa pohon keputusan untuk Decision Tree untuk menghasilkan sebuah model yang diimplementasi menggunakan data uji. Operator Apply Model bertujuan untuk mengimplementasi model yang sudah terbentuk dengan data uji yang akan dilakukan proses prediksi. Operator Performance digunakan untuk menampilkan hasil akurasi dari model keputusan yang telah dibangun untuk memprediksi hasil belajar.

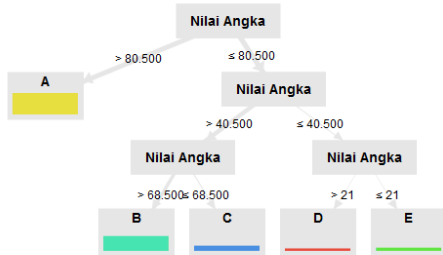


Gambar 2. Model Rapid Miner

#### B. Pembelajaran Luring

Implementasi RapidMiner untuk melakukan data training menghasilkan sebuah model. Gambar 3. merupakan hasil implementasi sistem dalam pemodelan Algoritma Decision Tree berupa pohon keputusan dalam pembelajarn luring. Proses prediksi hasil belajar mahasiswa didasarkan pada pembobotan nilai pada data yang diproses, proses pemodelan

dilakukan dari atas ke bawah (Top-Bottom), pada bagian atas adalah Root yang digunakan sebagai pusat dalam pemodelan, ketika pembobotan sesuai dengan kategori yang terdapat pada Algoritma, maka data tersebut akan mendapatkan hasil prediksi hasil belajar mahasiswa, terdiri dari nilai huruf berupa prediksi A sampai dengan E, dengan nilai Confidence yang sudah ditentukan berdasarkan Algoritma Decision Tree. Model yang menampilkan model pengetahuan berupa pohon keputusan berdasarkan Algoritma Decision Tree pada pembelajaran luring dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Model algoritma decision tree pada pembelajaran luring

Hasil prediksi nilai belajar mahasiswa Tahun Akademik 2017-2018, 2018-2019, 2019-2020 ganjil ditunjukkan pada Gambar X. Pengujian yang dilakukan menggunakan 216 Data Uji yang dilakukan prediksi nilai hasil belajar mahasiswa. Prediksi dilakukan berdasarkan indikator nilai yang terdapat pada data seperti CP1, CP2, CP3, CP4, dan Nilai Angka dengan class label Nilai Huruf, yang berguna sebagai keterangan yang akan digunakan untuk prediksi. Proses prediksi dengan Nilai Huruf didasarkan pada nilai Confidence, hasil nilai prediksi akan mengikuti besar nilai Confidence pada sebuah data. Pada data row 1 diprediksi mendapatkan nilai huruf A karena pada nilai Confidence terbesar pada Confidence A. Hasil prediksi pada pembelajaran luring seperti pada Gambar 4.

Row No.	prediction(L)	confidence(C)	confidence(B)	confidence(E)	confidence(A)	confidence(D)	CP1	CP2	CP3	CP4	Nilai Angka
1	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	38	81
2	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	40	83
3	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	12	38	82
4	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	41	84
5	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	12	38	82
6	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	37	81
7	C	1	0	0	0	0	11	21	11	31	41
8	C	1	0	0	0	0	11	20	9	16	55
9	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	41	85
10	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	12	38	82
11	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	41	84
12	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	42	85
13	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	11	38	81
14	A	0	0.001	0	0.999	0	11	21	12	38	82
15	A	0	0.001	0	0.999	0	12	26	12	37	86

ExampleSet (216 examples, 6 special attributes, 5 regular attributes)

Gambar 4. Hasil prediksi pada pembelajaran luring

Hasil prediksi nilai kemudian dikelompokkan untuk mengetahui jumlah yang didapat pada masing-masing nilai. Hasil prediksi dilakukan pada model

pengetahuan yang dihasilkan dari Algoritma Decision Tree berdasarkan data latih menggunakan data luring. Nilai prediksi A yang didapatkan sebanyak 183, nilai B sebanyak 5, nilai C sebanyak 22, nilai D sebanyak 2, dan nilai E sebanyak 4. Hasil pengelompokan nilai prediksi pembelajaran luring seperti pada Gambar 5.

Row No.	prediction(Nilai Huruf)	count(prediction(Nilai Huruf))
1	A	183
2	B	5
3	C	22
4	D	2
5	E	4

Gambar 5. Hasil pengelompokan nilai prediksi pembelajaran luring

Pada hasil prediksi, menghasilkan nilai akurasi. Akurasi yang dihasilkan berdasarkan pada perbandingan hasil prediksi dengan keadaan sebenarnya. Akurasi model Decision Tree dengan data uji tersebut sebesar 91.67%, dengan kesalahan prediksi pada nilai huruf C sebanyak 17 kesalahan dengan class precision sebesar 22.73% dan B sebanyak 1 kesalahan dengan class precision sebesar 80.00%. Nilai akurasi prediksi pembelajaran luring dapat dilihat pada Gambar 6.

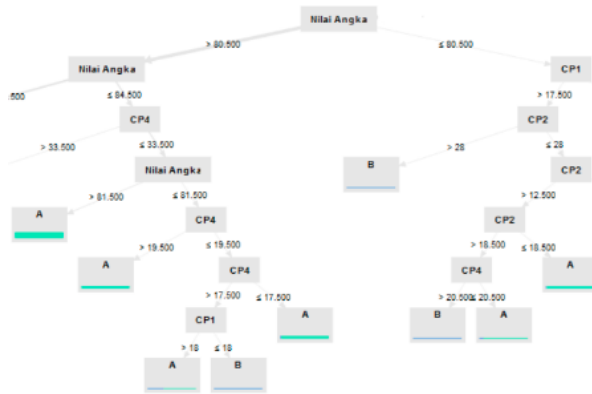
accuracy: 91.67%

	true A	true C	true B	true E	true D	class precision
pred. A	183	0	0	0	0	100.00%
pred. C	1	5	16	0	0	22.73%
pred. B	1	0	4	0	0	80.00%
pred. E	0	0	0	4	0	100.00%
pred. D	0	0	0	0	2	100.00%
class recall	98.92%	100.00%	20.00%	100.00%	100.00%	

Gambar 6. Nilai akurasi prediksi pembelajaran luring

### C. Pembelajaran Daring

Model dibangun menggunakan Algoritma Decision Tree dengan menggunakan data latih berjumlah 2450 data dan data uji berjumlah 216. Data latih merupakan nilai hasil belajar tahun 2019-2020 genap, 2020-2021, 2021-2022 ganjil yang dilakukan secara daring. Model pengetahuan pohon keputusan menggunakan nilai angka sebagai Root, pada pengelompokan data untuk prediksi hasil belajar. Prediksi didasarkan pada setiap bobot yang ada berdasarkan model yang terbentuk sehingga jika bobot nilai data pada CP1 kurang dari 80.500 dan kurang dari 17.500, maka data tersebut diprediksi akan mendapatkan nilai akhir huruf berupa nilai B. Potongan model yang menampilkan model pengetahuan berupa pohon keputusan berdasarkan Model Algoritma Decision Tree pada pembelajaran daring dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Model algoritma decision tree pada pembelajaran daring

Hasil prediksi nilai belajar mahasiswa pada perkuliahan daring dengan menggunakan data pengujian sejumlah 216 Data Uji dilakukan berdasarkan indikator nilai yang terdapat pada data seperti CP1, CP2, CP3, CP4, dan Nilai Angka dengan class label Nilai Huruf, yang berguna sebagai keterangan yang akan digunakan untuk prediksi. Proses prediksi dengan Nilai Huruf didasarkan pada nilai Confidence, hasil nilai prediksi akan mengikuti besar nilai Confidence pada sebuah data. Pada data row 1 diprediksi mendapatkan nilai huruf A karena pada nilai Confidence terbesar pada Confidence A. Hasil prediksi nilai perkuliahan daring ditunjukkan pada Gambar 8.

Row No.	predict	confidence(B)	confide(A)	confide(E)	confide(C)	confide(D)	CP1	CP2	CP3	CP4	Nilai Angka
1	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	38	61
2	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	40	83
3	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	12	38	82
4	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	41	84
5	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	12	38	82
6	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	37	81
7	C	0.009	0	0	0.978	0.012	11	21	11	31	41
8	C	0.009	0	0	0.978	0.012	11	20	9	16	55
9	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	41	85
10	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	12	38	82
11	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	41	84
12	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	42	85
13	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	11	38	81
14	A	0.005	0.995	0	0	0	11	21	12	38	82
15	A	0.005	0.995	0	0	0	12	26	12	37	86

ExampleSet (216 exam/bules, 5 regular aules)

Gambar 8. Hasil prediksi nilai perkuliahan daring

Hasil prediksi dilakukan pada model pengetahuan yang dihasilkan dari Algoritma Decision Tree berdasarkan data latih menggunakan data daring. Nilai prediksi A didapatkan sebanyak 183, nilai B sebanyak 21, nilai C sebanyak 7, nilai D sebanyak 1, dan nilai E sebanyak 4. Pengelompokan hasil prediksi hasil perkuliahan daring seperti pada Gambar 9.

Row No. ↑	prediction(Nilai Huruf)	count(prediction(Nilai Huruf))
1	A	183
2	B	21
3	C	7
4	D	1
5	E	4

Gambar 9. Pengelompokan hasil prediksi hasil perkuliahan daring

Hasil akurasi data uji yang dilakukan proses prediksi menggunakan data uji tersebut mendapatkan nilai akurasi sebesar 98.61%. Kesalahan prediksi terjadi pada nilai huruf C sebanyak 2 kesalahan dengan class precision sebesar 71.43% dan B sebanyak 2 kesalahan dengan class precision sebesar 95.24%. Hasil akurasi pengujian daring dapat dilihat 6 data pada Gambar 10.

accuracy: 98.61%

	true A	true C	true B	true E	true D	class precision
pred. A	183	0	0	0	0	100.00%
pred. C	1	5	0	0	1	71.43%
pred. B	1	0	20	0	0	95.24%
pred. E	0	0	0	4	0	100.00%
pred. D	0	0	0	0	1	100.00%
class recall	98.92%	100.00%	100.00%	100.00%	50.00%	

Gambar 10. Hasil akurasi pengujian daring

Pada penelitian ini, prediksi berdasar pada Nilai Huruf Mahasiswa Tahun Akademik 2021-2022. Proses prediksi dilakukan dengan memprediksi Nilai Akhir Mahasiswa pada metode pembelajaran daring dengan akumulasi nilai A sampai B sebanyak 204 mahasiswa, yang akumulasinya lebih banyak dibandingkan rentang nilai C sampai E dengan akumulasi sebanyak 12 mahasiswa. Sedangkan prediksi nilai dengan metode pembelajaran Luring memiliki akumulasi nilai A sampai B sebanyak 188 mahasiswa dan akumulasi nilai C sampai E sebanyak 28, sehingga berdasarkan hasil prediksi yang dilakukan metode pembelajaran yang diharapkan dapat membuat mahasiswa mendapatkan nilai lebih baik adalah metode pembelajaran Daring. Metode pembelajaran daring dengan akurasi sebesar 98.61%. lebih baik dibandingkan dengan metode pembelajaran Luring dengan nilai akurasi sebesar 91.67%. Selain itu, hasil nilai akhir yang didapatkan pada pembelajaran daring juga lebih tinggi dibandingkan dengan luring. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai yang didapatkan pada range A memiliki jumlah yang sama antara pembelajaran luring dan daring, selanjutnya nilai yang didapatkan pada range B memiliki selisih 16 dengan kondisi pada pembelajaran daring berjumlah 21 dan luring berjumlah 5. Perbandingan hasil prediksi seperti tercantum pada Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan hasil prediksi

Metode	Hasil Prediksi					Akurasi
	A	B	C	D	E	
Daring	183	21	7	1	4	98.61%
Luring	183	5	22	22	4	91.67%

## IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil prediksi nilai yang dilakukan menggunakan RapidMiner dengan menerapkan algoritma Decision Tree yang dilakukan pada pembelajaran daring dan luring didapatkan bahwa nilai yang didapatkan pada pembelajaran daring memiliki hasil yang lebih tinggi dibandingkan dengan hasil pembelajaran luring. Hal tersebut ditunjukkan pada jumlah nilai yang didapat dan nilai akurasi yang dihasilkan dari hasil prediksi pada daring memiliki akurasi yang lebih tinggi juga dibandingkan luring.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi 2022 yang telah memberikan dukungan pendanaan dalam penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. A. Mulya, "Analisis Dampak Pembelajaran Daring Pada Pelajaran Matematika di Masa Pandemi Covid-19," *J. Pendidik. Temat.*, vol. 4, no. 2, pp. 1–12, 2019.
- [2] A. Irsalina and K. Dwiningsih, "Keterkaitan Pencapaian Nilai Akhir dengan Pemahaman Konsep Matematis Mahasiswa Calon Guru," *MAJAMATH J. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 3, no. 3, pp. 171–180, 2018, doi: 10.36815/majamath.v1i1.117.
- [3] A. Anggrawan, "Analisis Deskriptif Hasil Belajar Pembelajaran Tatap Muka dan Pembelajaran Online Menurut Gaya Belajar Mahasiswa," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 18, no. 2, pp. 339–346, 2019, doi: 10.30812/matrik.v18i2.411.
- [4] Y. Awaluddin, "Efektivitas Program Guru Pembelajar Dalam Peningkatan Kompetensi Guru IPS SMP Dengan Moda Daring Murni dan Daring Kombinasi: Studi Evaluatif dan Komparatif," *J. Pendidik. dan Kebud.*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.24832/jpnk.v3i1.717.
- [5] Halima and S. Wasia, "Efektifitas Pembelajaran Daring Pada Masa Pandemi Covid-19 Di SMAN 1 Lambandia," *J. Univ. Muhammadiyah Kendari*, p. 4, 2020.
- [6] T. I. Prasasti, M. Solin, and W. Hadi, "The Effectiveness of Learning Media Folklore Text of North Sumatera Based on Blended Learning by 10th Grade Students of Vocational High School Harapan Mekar-1 Medan," *Budapest Int. Res. Critics Linguist. Educ. J.*, vol. 2, no. 4, pp. 480–490, 2019, doi: 10.33258/birle.v2i4.548.
- [7] Y. Khurriyati, F. Setiawan, and L. B. Mirnawati, "Dampak Pembelajaran Daring Terhadap Hasil Belajar Siswa Mi Muhammadiyah 5 Surabaya," *J. Ilm. Pendidik. Dasar*, vol. 8, no. 1, p. 91, 2021, doi: 10.30659/pendas.8.1.91-104.
- [8] Salmiati, Y. Yunus, and Sumijan, "Tingkat Pemahaman Siswa dalam Pembelajaran Daring dan Tatap Muka Langsung dalam Masa Pandemi Covid-19," *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 3, no. 3, pp. 95–101, 2021, doi: 10.37034/jsisfotek.v3i3.50.
- [9] P. Retnowati, "Aplikasi Forecasting Kehadiran Siswa di SMP 2 Jekulo," *J. SIMETRIS*, vol. 11, no. 2, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.umk.ac.id>.
- [10] Nurfaidawati, "Pengaruh Sistem Pembelajaran Daring Terhadap Hasil Belajar Siswa Sekolah Dasar Kelas Lima di Makassar," *PINISI J. Educ.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–9, 2021.
- [11] A. Nasution, "Forecasting Produksi Karet Menggunakan," *Semin. Nas. R.*, pp. 133 – 138, 2018.
- [12] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, "Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 8–17, 2021, doi: 10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17.
- [13] R. Wulan Sari, A. Wanto, and A. Perdana Windarto, "Implementasi RapidMiner dengan Metode K-Means (Study Kasus: Imunisasi Campak pada Balita Berdasarkan Provinsi)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 224–230, 2018, [Online]. Available: <http://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/komik>.
- [14] Hermanto, "Prediksi Kelulusan dan Putus Studi Mahasiswa dengan Pendekatan Bertingkat pada Perguruan Tinggi," *J. Sist. Inf. Manaj. Basis Data*, vol. 3, no. 2, pp. 140–148, 2020.
- [15] M.Y. Simargolang, "Penerapan Metode Smart pada pemilihan gizi balita terhadap Covid-19 di Posyandu Desa Rambung Sialang," *J. Komputer dan Informatika*, vol. 11, no. 1, pp. 41-50, 2022, DOI: 10.34010/KOMPUTA.V11I1.7388.