

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian terkait pembelajaran daring, klasifikasi *data mining*, dan perbandingan algoritme dijadikan rujukan pada penelitian kali ini. Penelitian pertama dari Widiyono menyangkut tentang faktor-faktor yang berhubungan dengan keberlangsungan proses belajar mengajar secara daring. Dalam penelitian itu dilakukan proses pengumpulan data dengan cara menyebar kuesioner kepada mahasiswa Program Studi PGSD FTIK Unisnu Jepara. Hasilnya didapatkan dari total responden sebanyak 186, ada 141 orang mahasiswa yang kurang paham terhadap materi yang diajarkan saat pembelajaran daring. Hal ini disebabkan faktor sarana dan prasarana, motivasi diri, cara pengajaran yang diberikan, dan adanya penugasan.

Penelitian kedua dari Natuzzuhriyyah dan kawan-kawan tentang mengklasifikasi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring menggunakan Algoritme Naïve Bayes. Jenis pembelajaran ini ternyata mempengaruhi konsentrasi mahasiswa. Tingkat akurasi yang dihasilkan dalam proses klasifikasi ini yaitu 76,92%, *precision* 100%, *recall* 57,14% dan nilai AUC 0,881 yang mendekati angka 1. Dengan kata lain Algoritme Naïve Bayes dapat dipakai untuk menentukan tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pembelajaran daring. Penelitian ketiga dari Imandasari dan kawan-kawan menyatakan untuk klasifikasi dengan dataset numerik terkait penyediaan air bisa dilakukan dengan Algoritme Naïve Bayes yang menghasilkan akurasi sebesar 78,95%.

Penelitian keempat dari Rizki dan kawan-kawan menyatakan Algoritme C4.5 berhasil diterapkan dalam menentukan bagus tidaknya sistem pembelajaran yang ada di STIKOM Tunas Bangsa. Atribut yang ditinjau yaitu sistem pengajaran, lingkungan, sarana prasarana, alat peraga, dan pemberian tugas.

Berdasarkan hasil perhitungan atribut pemberian tugas yang paling berpengaruh pada peningkatan sistem pembelajaran dan akurasi yang dihasilkan dengan menggunakan Algoritme C4.5 pada penelitian ini yaitu 95%.

Penelitian kelima dari Linawati dan kawan-kawan yaitu melakukan proses perbandingan performa dari Algoritme Naïve Bayes dan SVM untuk klasifikasi penerima beasiswa. Atribut yang digunakan yaitu IPK, semester, pekerjaan orang tua, penghasilan, dan status sebagai kelasnya dengan total data 122. Hasilnya didapatkan Algoritme Naive Bayes menghasilkan akurasi tertinggi yaitu 90,90% dibanding SVM yaitu 89,25%.

Penelitian selanjutnya dari Tanjung dan kawan-kawan yaitu melakukan klasifikasi untuk menentukan mesin ATM yang perlu diisi. Dataset terdiri dari 8 atribut yaitu lokasi, ID ATM, CIB, status ATM, *restock*, *endcash*, *cashout*, dan status pengisian sebagai label kelasnya. Didapatkan Algoritme C4.5 mempunyai performa terbaik yang nilai akurasinya 96,17%, *precision* 100% dan *recall* 93,33%. Adapun penjelasan yang lebih ringkas dan detail dari enam penelitian yang telah disebut sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Penelitian Sebelumnya

No	Judul	<i>Comparing</i>	<i>Contrasting</i>	<i>Critisize</i>	<i>Synthesize</i>	<i>Summarize</i>
1	Efektifitas Perkuliahan Daring (Online) pada Mahasiswa PGSD di Saat Pandemi Covid 19 [6]	Perkuliahan daring menjadi pilihan utama sejak Pandemi Covid-19. Ada yang pro dan kontra dengan diadakannya sistem pembelajaran ini karena sistem ini mampu mempengaruhi hasil belajar mahasiswa. Maka dari itu, perlu diketahui seberapa efektif pembelajaran ini bagi mahasiswa Prodi PGSD FTIK Unisnu Jepara	Lebih banyak membahas tentang faktor eksternal yang mempengaruhi efektifitas pembelajaran daring	Dataset diambil tidak berdasarkan ukuran minimal sampel. Selain itu, beberapa faktor yang dijadikan acuan belum spesifik	Survei melalui <i>google form</i>	Hasilnya didapatkan beberapa faktor yang mempengaruhi tingkat pemahaman materi pembelajaran. Di samping itu, jenis pembelajaran ini dinilai kurang efektif bagi mahasiswa Prodi PGSD FTIK Unisnu Jepara
2	Klasifikasi Tingkat Kepuasan Mahasiswa Terhadap Pembelajaran Secara Daring Menggunakan Algoritme Naïve Bayes [27]	Mahasiswa mengalami kendala saat pembelajaran daring seperti masalah signal, suasana pembelajaran, dan cara mengajar yang baru sehingga mempengaruhi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap sistem pembelajaran yang diterapkan.	Melakukan klasifikasi menggunakan Naïve Bayes untuk tipe data kategorial	Akurasi yang dihasilkan belum tergolong sangat baik	Naïve Bayes	digunakan sebagai bahan pengambilan keputusan tingkat kepuasan pembelajaran daring dengan akurasi sebesar 76,92%, <i>precision</i> 100.00%, <i>recall</i> 57.14% dan nilai AUC 0.881 pada <i>software</i> Rapidminer.
3	Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air [28]	Masyarakat mengalami kekurangan air bersih dan ketersediaan air di setiap lokasi unit produksi air semangkin lama semakin berkurang	Penelitian ini hanya menggunakan rapid miner untuk melakukan klasifikasi	Akurasi yang dihasilkan belum tergolong sangat baik	Naïve Bayes	Melakukan klasifikasi terhadap lokasi yang berpotensi menjadi sumber air dengan akurasi yang diperoleh sebesar 78,95%

No	Judul	<i>Comparing</i>	<i>Contrasting</i>	<i>Critisize</i>	<i>Synthesize</i>	<i>Summarize</i>
4	Penerapan Klasifikasi C4.5 dalam Meningkatkan Sistem Pembelajaran Mahasiswa [29]	Banyak faktor yang mengakibatkan ketidakstabilan sistem pembelajaran mahasiswa seperti faktor lingkungan dan faktor sarana prasarana.	Penelitian ini hanya menggunakan rapid miner untuk melakukan klasifikasi	Belum ada menerapkan pengoptimalan performa	C4.5	Melakukan klasifikasi terhadap faktor yang mengakibatkan peningkatan atau penurunan kualitas sistem pembelajaran dengan algoritme C4.5 yang menghasilkan nilai akurasi 95% melalui <i>software</i> Rapidminer
5	Perbandingan Algoritme Klasifikasi Naive Bayes Dan Svm Pada Studi Kasus Pemberian Penerima Beasiswa Ppa [25]	Adanya pengambilan keputusan yang kurang akurat dalam proses seleksi penerima beasiswa PPA sesuai kriteria yang ditetapkan	Penelitian ini hanya menggunakan WEKA untuk melakukan klasifikasi	Tidak menjelaskan alur kerja dan perhitungan dari Naive Bayes dan SVM dengan jelas	Naive Bayes dan SVM	Melakukan klasifikasi dengan algoritme naive bayes dan SVM yang mana Naive Bayes memiliki nilai akurasi lebih tinggi yaitu 90.90% sedangkan SVM yaitu 89.25%
6	Analisis Perbandingan Algoritme Id3 dan C4.5 terhadap Data Pengisian Uang Atm [18]	Penggunaan alat pembayaran non tunai (ATM) tiap tahunnya terus meningkat. Maka diperlukan teknologi informasi yang dapat menunjang proses pengontrolan pengisian uang pada mesin ATM.	Penelitian ini hanya menggunakan Rapidminer untuk melakukan klasifikasi	Tidak menjelaskan perhitungan dari C4.5 dan ID3 dengan jelas	C4.5 dan ID3	Melakukan klasifikasi dengan algoritme C4.5 dan ID3 yang mana algoritme C4.5 memiliki performa terbaik dengan nilai akurasi 96,17%, nilai <i>precision</i> 100% dan nilai <i>recall</i> 93,33%.

Jika melihat pada penelitian yang telah disebutkan pada Tabel 2.1, terdapat persamaan antara penelitian pertama, kedua, dan keempat yaitu berhubungan dengan konteks pendidikan yaitu tentang pembelajaran daring yang serupa dengan penelitian yang akan dilakukan. Penelitian kedua hingga keenam menerapkan *supervised learning* yang proses pembelajarannya harus menggunakan data berlabel. Namun, diperlukan penelitian lebih lanjut untuk mengetahui mana algoritme terbaik diantara Naïve Bayes dan C4.5 karena pada penelitian sebelumnya diketahui kedua algoritme tersebut mampu melakukan klasifikasi dan menghasilkan akurasi yang bagus pada masing-masing penelitian yang mengkajinya. Maka pada penelitian ini akan melakukan komparasi antara Algoritme Naïve Bayes dan C4.5 dalam klasifikasi pemahaman mahasiswa terhadap materi yang diajarkan saat pembelajaran daring yang gencar diterapkan di Institut Teknologi Telkom Purwokerto. Dengan adanya proses perbandingan ini maka dapat diketahui algoritme mana yang memiliki performa terbaik dari segi akurasi, *precision*, dan *recall*. Selain itu, ada pembaharuan pada penelitian ini dengan mengukur performa dari segi waktu komputasi dan nilai *error* yang belum pernah dibahas pada penelitian sebelumnya.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Pembelajaran Daring

Belajar adalah salah satu bentuk proses pembentukan sumber daya manusia yang lebih berkualitas dari segi keterampilan dan pengetahuan. Saat ini jenis pembelajaran yang sedang banyak diterapkan adalah pembelajaran daring. Pembelajaran ini merupakan sistem belajar yang bersifat menyebar, dapat diakses lewat internet atau teknologi berbasis jaringan yang mampu memfasilitasi terbentuknya proses belajar dan terkumpulnya pengetahuan melalui aksi dan interaksi secara maya [27]. Kelas daring adalah sistem baru yang diterapkan dan diserap oleh sistem pendidikan di Indonesia. Meski sistemnya terlihat baru, hal ini sudah pernah dilakukan oleh institusi lain sebelumnya. Tetapi sejak Pandemi Covid-19 sistem pendidikan saat ini murni terkait daring dan bergantung pada

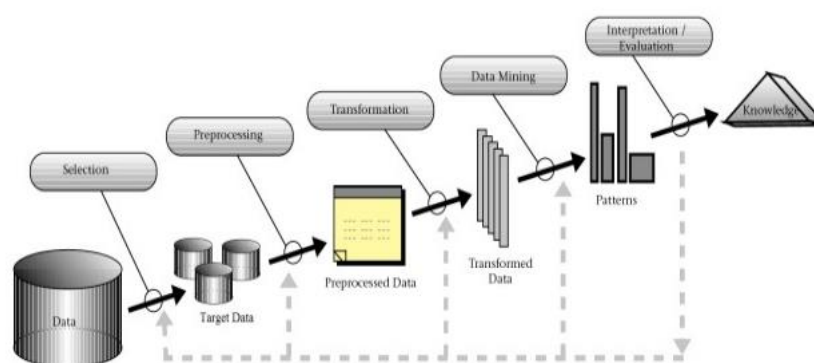
teknologi dengan pemikiran bahwa setiap orang dapat setara dengan perubahan dalam sistem terlebih lagi pada pendidikan tinggi [30]. Sistem baru ini jauh berbeda dengan praktik pendidikan tradisional karena alih-alih secara fisik pergi ke kampus untuk belajar, para mahasiswa dapat menggunakan gadget, laptop, atau tablet untuk belajar di mana saja [1]. Mahasiswa adalah objek yang mendapatkan pengajaran terhadap suatu materi yang berisi pengetahuan sementara dosen adalah pengajar yang memberikan pengetahuan tersebut.

Banyak masalah bermunculan sejak pelaksanaan pembelajaran daring diadakan mendadak dan dipaksakan serentak di Indonesia sejak keluar surat edaran dari Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Nomor 36962/MPK.A/HK/2020 dan Nomor 4 Tahun 2020. Masalah ini mempengaruhi banyak mahasiswa, terutama kesehatan fisik, mental, dan kemampuan mahasiswa dalam memahami pelajaran [31][32]. Apabila mahasiswa tidak memiliki pemahaman yang benar terhadap materi yang diajarkan selama pembelajaran daring, hal ini akan berdampak buruk bagi kehidupan mahasiswa ketika terjun ke dunia kerja dan masyarakat [33][34]. Selain itu, para tenaga pengajar juga menjadi kesulitan ketika hendak memberikan penilaian karena keterbatasan pemantauan terhadap mahasiswa yang ada. Maka dari itu, diperlukan klasifikasi terhadap pemahaman belajar mahasiswa agar dapat diketahui sejauh mana pembelajaran daring dapat diterima oleh mahasiswa. Berdasarkan jurnal [6] dan menurut pakar pembelajaran daring yaitu Bapak Wahyu Andi Saputra, S. Pd, M. Eng ada beberapa faktor yang mempengaruhi secara langsung maupun tidak langsung dalam penentuan tingkat pemahaman belajar mahasiswa. Faktor-faktor tersebut diantaranya yaitu kondisi kesehatan, sarana dan prasarana, motivasi diri, cara pengajaran dan tampilan materi yang diberikan, nilai tugas dan ujian. Namun untuk memakai indikator nilai tugas dan ujian kurang bisa menentukan tingkat pemahaman mahasiswa pada saat pembelajaran daring karena kemungkinan terdapat kecurangan dalam pengerjaannya sehingga nilai yang didapat tidaklah murni. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan indikator yang lain seperti yang sudah disebutkan sebelumnya yaitu kondisi kesehatan, motivasi diri, dan cara pengajaran untuk bisa mengklasifikasi tingkat pemahaman mahasiswa. Dengan begitu efektifitas

pembelajaran daring yang telah diterapkan dapat diukur. Apabila masih banyak mahasiswa yang belum paham dikarenakan faktor-faktor yang ada maka dari pihak pengajar dapat mencari solusi yang lebih tepat untuk mengatasi hal tersebut. Namun, jika pemahaman mahasiswa sudah bagus maka bisa dilakukan optimalisasi dari proses pembelajaran daring yang sudah diterapkan. Dengan begitu, akan terbentuk generasi penerus bangsa yang unggul dari segi akademik.

2.2.2 Data Mining

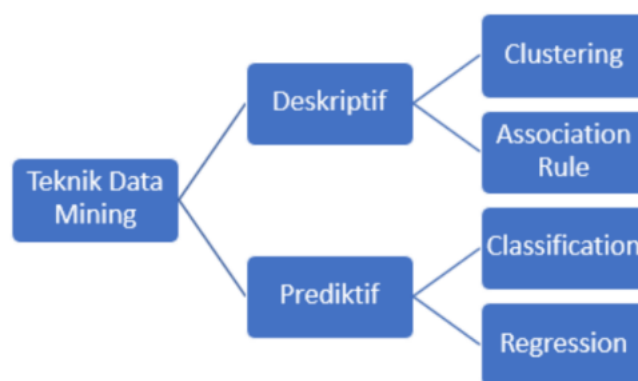
Data mining menurut David Hand, Heikki Mannila, dan Padhraic Smyth dari MIT adalah analisis terhadap kumpulan data untuk menemukan hubungan yang jelas antar data dan menyimpulkan hal yang belum diketahui sebelumnya secara lebih *modern* sehingga memberikan informasi baru yang berguna untuk pemilik data tersebut [30]. *Data mining* memproses data menggunakan teknik matematika, statistik, kecerdasan buatan, dan *machine learning* guna mengekstraksi dan mengidentifikasi pengetahuan yang bermanfaat terkait *database* yang selama ini tidak diketahui secara manual [30]. *Data mining* adalah proses penanganan informasi dari *database* yang tidak terlihat secara langsung [9]. *Data mining* atau yang disebut sebagai *knowledge discovery in database* (KDD) meliputi pengumpulan, pemakaian data historis guna menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam data yang dikelola yang mana keluarannya bisa dipakai untuk pengambilan keputusan [31]. Oleh karena itu, *data mining* diprediksi akan menjadi cabang ilmu yang sangat revolusioner selama dekade berikutnya. Adapun tahapan dalam *data mining* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Tahapan *Data Mining* [35]

Tidak semua data yang menjadi dataset digunakan dalam proses *data mining*. Oleh karena itu, dapat dilakukan *selection* yaitu tahapan pemilihan data yang dianggap penting dengan cara memilih atribut yang akan digunakan. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* yaitu proses pembersihan dataset yang digunakan untuk klasifikasi *data mining*. Data yang ada dilakukan pemeriksaan, perbaikan, dan pembuangan data yang tidak relevan atau terduplikat. Selain itu, bisa juga dilakukan *enrichment* yang dapat memperkaya data yang sudah ada dengan informasi lain yang relevan [17]. Lalu, pada tahap *transformation* terjadi proses mengubah data asli pada setiap atribut menjadi bentuk lain sehingga dapat diolah komputer [17]. Setelah itu, kumpulan data tersebut digali untuk menemukan pola tertentu yang dapat memberikan informasi baru.

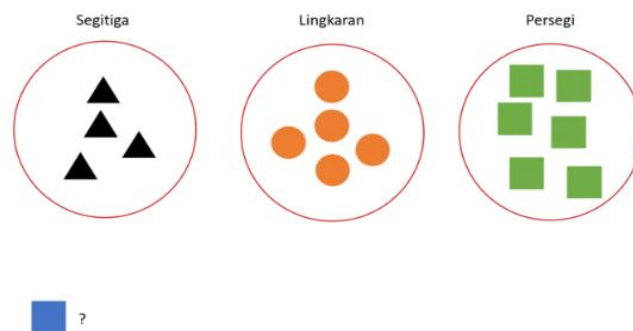
Berdasarkan kegunaannya, secara umum *data mining* terbagi menjadi metode deskriptif dan prediktif [8]. Dalam metode deskriptif ada dua teknik yang umum digunakan yaitu *clustering* dan *association rule*. *Clustering* adalah suatu teknik untuk mengelompokkan objek ke dalam beberapa kelompok dengan didasarkan kesamaan sifat antara objek [36]. *Association rule* adalah teknik untuk mencari hubungan asosiasi antara data. Sementara itu, dalam metode prediktif terdapat dua teknik umum yaitu *regression* dan *classification* [8]. *Regression* umumnya digunakan untuk memprediksi rentang nilai kontinu dari suatu kumpulan data. *Classification* atau klasifikasi umumnya digunakan untuk mengklasifikasi data yang belum diketahui label kelasnya.



Gambar 2. 2 Teknik *Data Mining* [8]

2.2.3 Klasifikasi

Salah satu teknik *data mining* adalah klasifikasi [37][9]. Klasifikasi adalah proses menemukan model yang dapat membedakan kelas dari datanya yang mana bertujuan agar bisa memperkirakan kelas dari objek yang label kelasnya belum teridentifikasi sebelumnya [38]. Teknik klasifikasi ini mirip dengan *clustering* yang membagi data ke dalam sebuah kelompok. Namun pada teknik klasifikasi kelompok itu disebut kelas data dan dalam teknik ini ada kumpulan data latih yang memiliki label sehingga membentuk model yang dapat melakukan klasifikasi data serta memprediksi kelas objek yang belum diketahui labelnya [8]. Berikut ilustrasi dari teknik klasifikasi seperti Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Ilustrasi Teknik Klasifikasi [8]

Klasifikasi dalam penelitian menentukan tingkat pemahaman mahasiswa terhadap materi yang diajarkan kali ini dilakukan menurut beberapa faktor yang dapat mempengaruhinya. Hal itu menjadi strategi yang berguna untuk mempermudah tenaga pengajar dalam menilai daya tangkap mahasiswanya dan dapat mengetahui faktor apa yang paling mempengaruhi pemahaman belajar mahasiswa sehingga kegagalan dalam memahami materi dapat diatasi untuk kedepannya [21].

Dua algoritme klasifikasi data mining digunakan untuk membentuk model klasifikasi terhadap tingkat pemahaman mahasiswa selama pembelajaran daring yaitu Naive Bayes [12][11][15][13][21][10] dan C4.5 [19][9][17][20]. Naive Bayes digunakan karena popularitasnya dalam literatur dan karena kinerja serta upaya pelatihan algoritme ini masuk akal. C4.5 juga digunakan karena mudah untuk diinterpretasikan dan teknik ini masih kurang dimanfaatkan dalam konteks

pendidikan khususnya proses belajar mengajar dengan basis data kategori maupun numerik. Selain itu, kedua algoritme tersebut juga cocok untuk digunakan pada jumlah data kecil maupun banyak.

2.2.4 Algoritme Naïve Bayes

Naive Bayes adalah bagian dari pengklasifikasian secara probabilistik sederhana berdasarkan penerapan Teorema Bayes yang memiliki asumsi independensi yang kuat (naif) antara variabel penjelas [10]. Teorema Bayes menunjukkan probabilitas suatu kejadian berdasar pada kondisi yang mungkin relevan dan bersyarat [38]. Oleh karena itu, diberikan suatu objek untuk diklasifikasikan, ditandai dengan beberapa penjelasan variabel. Naive Bayes menetapkan probabilitas objek untuk setiap kelas yang mungkin [13].

Pengklasifikasian dengan Algoritme Naïve Bayes memiliki keuntungan seperti pengimplementasiannya mudah dan sederhana, dapat bekerja pada jumlah data yang besar namun lebih cocok pada data kecil baik yang bersifat diskrit maupun *continue* [39]. Dalam perhitungannya dibutuhkan sejumlah data pelatihan untuk menghitung parameter prediksi karena hanya varian fitur yang dihitung. Adapun untuk rumus umum perhitungan probabilitas sebagai berikut [40][25].

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \times P(H)}{P(X)} ; P(X) \neq 0 \dots \dots \dots (2.1)$$

Keterangan:

H = Perkiraan data X adalah suatu kelas spesifik

X = Data yang kelasnya belum diketahui

$P(H|X)$ = Probabilitas munculnya label kelas H dengan kriteria masukan X (posterior probabilitas)

$P(X|H)$ = Probabilitas kriteria masukan X pada label kelas H

$P(H)$ = Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas)

$P(X)$ = Probabilitas X

Jika datanya bersifat kontinu atau numerik, maka probabilitas kriteria masukan X dengan label kelas H menggunakan *densitas gauss* seperti pada persamaan sebagai berikut:

$$F(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \dots \dots \dots (2.2)$$

Keterangan:

$\sigma = \text{standar deviasi}$

$\sigma^2 = \text{varian}$

$\mu = \text{mean}$

Tahapan dari proses Algoritme Naïve Bayes yaitu sebagai berikut [39][41]:

- 1) Menghitung *mean* dan standar deviasi setiap nilai atribut yang numerik untuk digunakan dalam menghitung *densitas gauss*.
- 2) Menghitung probabilitas nilai atribut yang bersifat kategorial jika ada.
- 3) Menghitung likelihood atau probabilitas gabungan untuk setiap kelas.
- 4) Menghitung probabilitas akhir dari kelas.
- 5) Membandingkan hasil probabilitasnya dan menentukan nilai probabilitas terbesar.

2.2.5 Algoritme C4.5

C4.5 adalah algoritme yang memiliki input berupa data *training* yang akan dipakai untuk membuat sebuah pohon keputusan yang telah diuji kebenarannya dan inputan yang merupakan *field - field* data akan digunakan sebagai parameter untuk melakukan klasifikasi data [9]. Algoritme C4.5 memiliki kelebihan diantaranya mudah diinterpretasikan, dapat menangani atribut bertipe numerik dan diskrit, bisa memangkas cabang, dan tingkat akurasi bisa diterima [19]. Algoritme ini membentuk pohon keputusan dari atas menuju ke bawah dengan atribut teratas dinamakan akar dan atribut paling bawah disebut daun yang mana untuk tahapan pembuatannya sebagai berikut [29][42]:

1. Melakukan perhitungan *entropy* dari kategori yang ada pada kelas dan atribut. Rumus *entropy* sebagai berikut.

$$Entropy(D) = - \sum_{i=1}^n P_i \log_2(p_i) \dots \dots \dots (2.3)$$

Keterangan:

$P_i = \text{atribut}$

2. *Entropy* digunakan untuk menentukan cabang. Maka dilakukan pencarian nilai *entropy* setelah dipartisi sesuai jumlah data yang ada di atribut tersebut. Rumus pencarian nilai *entropy* sebagai berikut.

$$Entropy_a(D) = \sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} \times Entropy D_i \dots \dots \dots (2.4)$$

Keterangan:

$|D| = \text{atribut ke } - n$

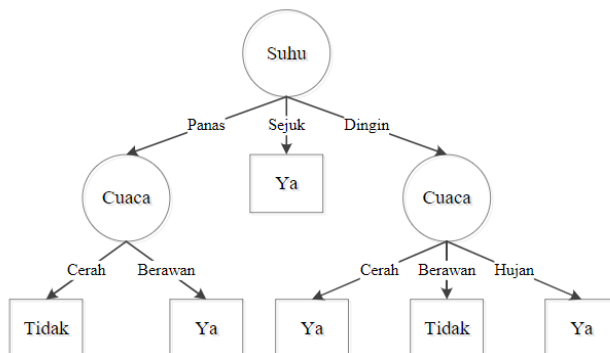
$|D_i| = \text{total jumlah kasus}$

$Entropy D_i = \text{nilai entropy atribut ke } - n$

3. Memilih atribut untuk dijadikan *node* akar dengan menghitung nilai *information gain* tertinggi. Rumus menghitung nilai *information gain* sebagai berikut.

$$Information Gain(A) = Entropy(D) - Entropy_a(D) \dots \dots \dots (2.5)$$

4. Mengulang proses untuk setiap cabangnya sehingga diperoleh kasus pada semua cabang mempunyai kelas yang sama, tidak ada data dalam cabang yang kosong, dan tidak ada atribut yang terpartisi lagi.



Gambar 2. 4 Contoh Pohon Keputusan Algoritme C4.5 [16]

2.2.6 K-Fold Cross Validation

Cross validation adalah teknik memvalidasi model dalam menilai akurat tidaknya hasil analisis terhadap data yang ada. *K-fold cross validation* yaitu proses membagi data menjadi k bagian kumpulan data berukuran sama. Kegunaan teknik ini yaitu dapat menghilangkan bias pada data. Data yang sudah melalui tahapan praproses dilakukan validasi secara silang sebanyak k dengan membagi datanya menjadi data latih dan data uji untuk proses klasifikasi [39]. Pada penelitian ini digunakan *10-fold cross validation* dengan ilustrasi seperti Gambar 2.5

	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Fold 6	Fold 7	Fold 8	Fold 9	Fold 10
Iterasi 1										
Iterasi 2										
Iterasi 3										
Iterasi 4										
Iterasi 5										
Iterasi 6										
Iterasi 7										
Iterasi 8										
Iterasi 9										
Iterasi 10										

	Testing Data
	Training Data

Gambar 2. 5 Model 10 Fold Cross Validation

2.2.7 Confusion Matrix

Confusion matrix (CV) adalah alat ukur yang memperlihatkan kinerja model *classifier* terhadap set data uji yang sudah diketahui nilai sebenarnya. Hasil pengujian menggunakan validasi silang akan disajikan dalam bentuk *confusion matrix* untuk memudahkan proses evaluasi terhadap hasil kinerja *classifier*. *Confusion matrix* dapat menunjukkan saat *classifier* bingung menentukan kelasnya dalam memprediksi. Dengan kata lain *confusion matrix* dapat memberikan informasi detail tentang kesalahan yang dibuat *classifier* dan juga jenis kesalahannya seperti apa dengan memvisualisasikan perbandingan kelas aktual dan prediksi dari akurasi *classifier*. Semua data dari data uji dibinerkan oleh *classifier* untuk diprediksi sebagai positif atau negatif [40].

Confusion Matrix		<i>Modeled Values: x_m</i>	
		<i>True</i>	<i>False</i>
<i>Actual Values: x</i>	<i>True</i>	<i>TP</i>	<i>FN</i> <i>(Type II error)</i>
	<i>False</i>	<i>FP</i> <i>(Type I error)</i>	<i>TN</i>

Gambar 2. 6 Ilustrasi Empat Pembagian Kelas pada *Confusion Matrix* [40]

Klasifikasi dengan *Confusion Matrix* menghasilkan empat hasil yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN) seperti pada Gambar 2.6 [40]. *True Positive* (TP) adalah data yang memiliki nilai "True" baik pada hasil klasifikasi maupun pada kelas label aslinya. Sedangkan *True Negative* (TN) adalah data yang memiliki nilai "False" baik pada hasil klasifikasi maupun pada kelas label aslinya. *False Negative* (FN) adalah data yang sebenarnya diklasifikasikan sebagai "True" tetapi dalam hasil klasifikasi adalah "False". Terakhir, *False Positive* (FP) adalah data yang pada kelas label sebenarnya "False" tetapi pada hasil klasifikasi adalah "True". Untuk mengevaluasi algoritme dengan menggunakan *confusion matrix* dapat dilakukan dengan cara, yaitu (1) Akurasi, (2) *Precision*, (3) *Recall* [38].

1. Akurasi adalah perhitungan terhadap bagian dari jumlah total prediksi yang benar.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \dots \dots \dots (2.6)$$

2. *Precision* adalah perhitungan terhadap perkiraan kasus positif yang benar.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \dots \dots \dots (2.7)$$

3. *Recall* adalah perhitungan terhadap perkiraan kasus positif yang diidentifikasi benar.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \dots \dots \dots (2.8)$$

2.2.8 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah pengukuran nilai rata-rata kesalahan dalam serangkaian prediksi terhadap hasil yang ditemukan (aktual)

dapat dilakukan dengan menghitung korelasi *product moment* atau korelasi Pearson sebagai berikut.

$$r_{XY} = \frac{n \sum_{j=1}^n x_{ij}y_j - (\sum_{j=1}^n x_{ij})(\sum_{j=1}^n y_{ij})}{\sqrt{n \sum_{j=1}^n x_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n x_{ij})^2} \sqrt{n \sum_{j=1}^n y_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n y_{ij})^2}} \dots \dots \dots (2.10)$$

Rumus tersebut menunjukkan bahwa r_{XY} adalah koefisien korelasi instrumen atau item pertanyaan, x_{ij} yaitu skor instrumen ke- i untuk responden ke $j = 1, 2, \dots, n$, y_j adalah skor total seluruh instrumen per dimensi untuk responden ke $j = 1, 2, \dots, n$, dan n adalah jumlah responden. Lalu, untuk menentukan valid tidaknya sebuah item dilakukan dengan membandingkan r hitung dengan r tabel yang mana syarat suatu item pada kuesioner dikatakan valid jika r hitung $>$ r tabel.

Uji Reliabilitas [45] adalah pengujian untuk mengetahui tingkat keandalan sebuah alat pengukur (kuesioner). Keandalan tersebut merujuk pada konsistensi hasil dari pengukuran meskipun telah dilakukan berkali-kali. Perhitungan reliabilitas hanya dapat dilakukan jika variabel pada kuesioner sudah lolos tahap validasi dan dinyatakan valid. Uji reliabilitas dapat dihitung dengan rumus Cronbach's alpha (α) sebagai berikut.

$$\alpha = \left(\frac{k}{k-1} \right) \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^k s_j^2}{s_t^2} \right) \dots \dots \dots (2.11)$$

Rumus tersebut terdiri dari s_t^2 yaitu varians skor total semua instrumen atau item pertanyaan, s_j^2 adalah varians skor instrumen atau item pertanyaan ke- j untuk $j = 1, 2, \dots, k$, dengan k merupakan jumlah instrumen atau item pertanyaan yang diuji. Suatu data dinyatakan reliabel dengan menggunakan teknik ini jika nilai Cronbach's alpha (α) $>$ 0,6.