

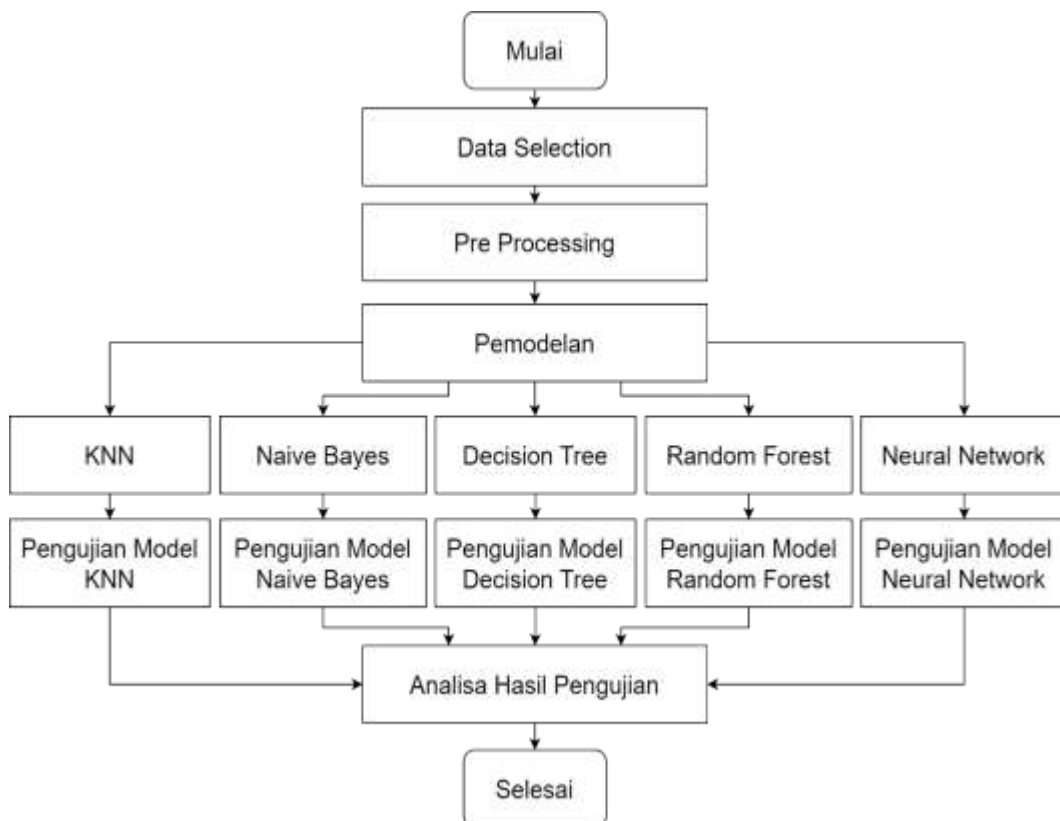
BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini berlokasi di STMIK Dharma Wacana Metro yang terletak di lingkungan Yayasan Pendidikan dan Kebudayaan Dharma Wacana Metro Jalan Kenanga No.3, Mulyojati, Kecamatan Metro Barat, Kota Metro, Lampung. Penelitian dilaksanakan pada tanggal 20 Juni sampai dengan 18 Desember 2022.

3.2. Kerangka Berpikir

Tahapan proses dalam penelitian ini dapat digambarkan dalam flowchart diagram alir seperti pada gambar berikut ini:



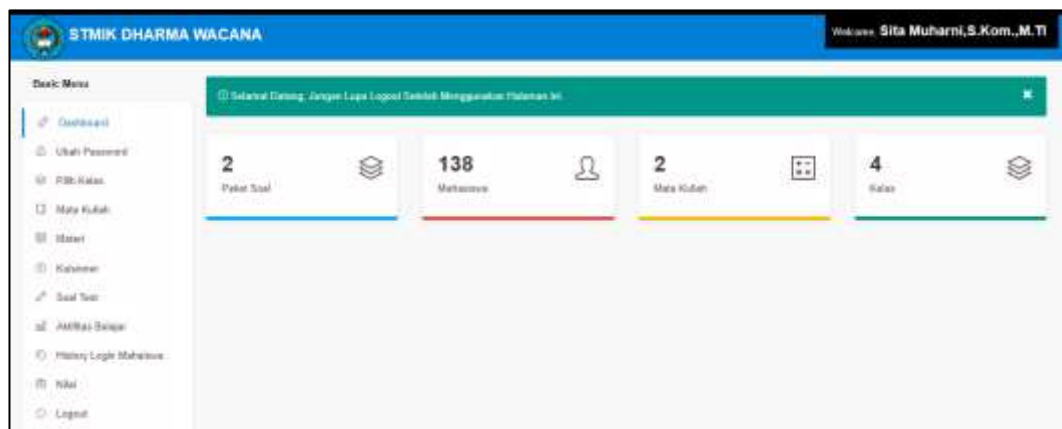
Gambar 3.1 Kerangka Berpikir

3.3. Metode Pengumpulan Data

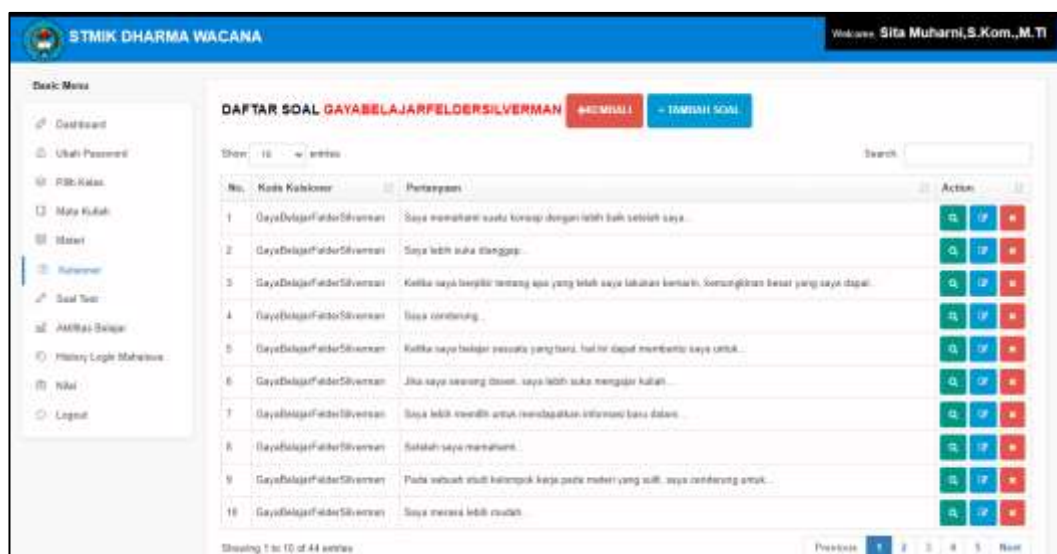
Metode pengumpulan data ini mempunyai peranan yang penting untuk mendapatkan informasi dari penelitian yang dilakukan. Data yang relevan dengan pokok pembahasan adalah indikator keberhasilan penelitian. Metode pengumpulan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

3.3.1. Kuisisioner

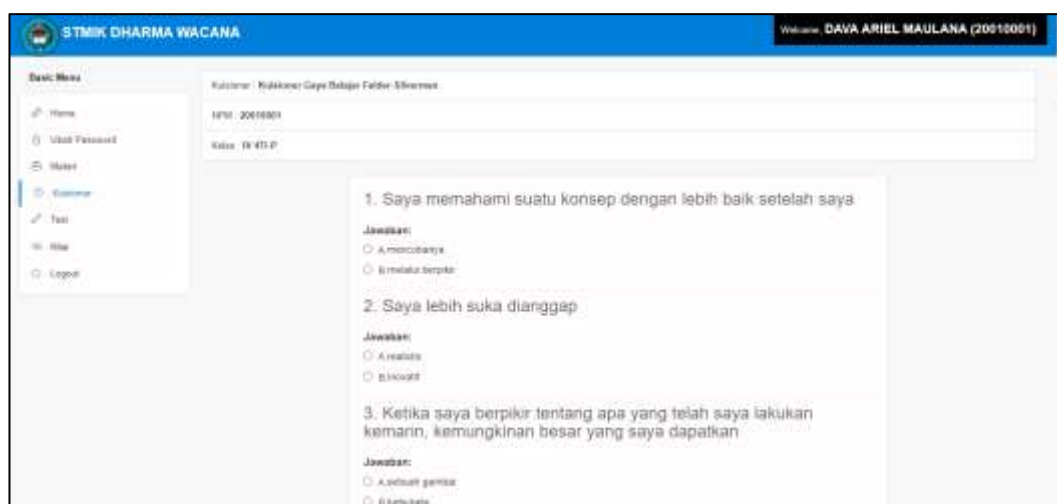
Metode kuisisioner merupakan metode pengumpulan data dengan cara mengajukan sepaket pertanyaan atau pernyataan tertulis tentang hal-hal yang berhubungan dengan gaya belajar Felder-Silverman kepada responden untuk dijawab[20]. Kuisisioner dilakukan menggunakan E-Learning STMIK Dharma Wacana Metro.



Gambar 3.2 LMS STMIK Dharma Wacana Metro



Gambar 3.3 Instrumen Kuisiener Gaya Belajar Felder-Silverman



Gambar 3.4 Halaman Pengisian Kuisiener Gaya Belajar Felder-Silverman

3.3.2. Behavior (Log Aktivitas)

Metode behavior atau log aktivitas dilakukan dengan cara mengamati aktivitas kegiatan belajar mahasiswa di E-Learning mahasiswa STMik Dharma Wacana Metro. Setelah data dikumpulkan maka dilakukan pembelajaran mengenai data yang akan digunakan. Pembelajaran data diharapkan dapat membiasakan peneliti dengan data-data yang sudah dikumpulkan serta dapat menemukan hasil mengenai informasi apa saja yang bisa didapatkan didalamnya.

3.4. Data Selection

Pada tahap ini menjelaskan tentang tahap awal data mining. Data yang telah didapatkan akan diolah ke format yang dibutuhkan, pengelompokkan dan penentuan attribut, variabel. Dalam melakukan pengolahan data awal, akan di training atau di hitung dan dilakukan beberapa tahapan agar didapatkan data yang bisa digunakan untuk tahap selanjutnya. Tahap data selection atau pemilihan data merupakan tahap pemilihan atribut dari data yang akan dianalisis, karena tidak semua data yang terdapat dalam data mentah akan digunakan. Sehingga didapat beberapa atribut yang akan digunakan. Beberapa attribut tersebut meliputi: Nama, NPM, Jenis kelamin, Kelas, Jurusan, Mata kuliah, Nilai, Mutu, Pemrosesan, Persepsi, Input, Pemahaman, Gaya Belajar.

3.4.1. Pre-Processing (Data Cleaning)

Tahap pre-processing merupakan tahap dilakukannya pembersihan terhadap data missing value yaitu data yang tidak konsisten atau kosong, dan juga dilakukannya pemilihan variabel terhadap data yang ingin digunakan pada proses data mining. Klasifikasi gaya belajar felder-silverman akan menjadi kombinasi dari 4 (empat) dimensi, yaitu: Persepsi (Sensorik-Intuitif), Input (Visual-Verbal), Pemrosesan (Aktif-Reflektif), Pemahaman (Sekuensial-Global).

Tabel 3. 1 Data Cleaning

Atribut	Indicator	Deskripsi
Nama	X	Tidak Digunakan
NPM	V	Digunakan
Jenis kelamin	X	Tidak Digunakan
Pemrosesan	V	Digunakan
Persepsi	V	Digunakan
Input	V	Digunakan
Pemahaman	V	Digunakan
Gaya Belajar	V	Digunakan

Tabel tersebut menerangkan atribut yang akan digunakan dan tidak digunakan dalam penelitian ini. Indikator “V” adalah menandakan bahwa variabel tersebut digunakan, sedangkan untuk indikator “X” adalah menandakan bahwa atribut tersebut dieliminasi atau tidak digunakan pada tahap penentuan kriteria. Pengeliminasian beberapa atribut tersebut karena tidak mempengaruhi hasil dari proses penilaian.

3.4.2. Pemodelan

3.4.2.1. Pemodelan Klasifikasi

Sumber data yang dihasilkan berupa dataset dengan jumlah 414 record data yang berisi data mahasiswa. Kemudian data tersebut akan dijadikan landasan awal proses data mining sehingga didapatkan suatu output signifikansi dan analisa hasil yang menyatakan jenis gaya belajar Felder-Silverman. Set data dibagi kedalam dua bagian yakni ada data testing yang merupakan data yang digunakan untuk mengukur sejauh mana classifier berhasil melakukan klasifikasi dengan benar. Data training (training set) merupakan data yang digunakan oleh algoritma klasifikasi (K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network) untuk membentuk sebuah model classifier. Model ini merupakan representasi pengetahuan yang akan digunakan untuk prediksi kelas data baru yang belum pernah ada.

Tabel set data ini merupakan suatu data murni yang belum diolah sedemikian rupa menjadi data training. Jika kita lihat secara seksama pada tabel data set ini maka akan didapati beberapa atribut yang tidak digunakan dan record yang duplikat. Tidak hanya dibagi kedalam data training saja yang digunakan sebagai landasan pemodelan algoritma K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree,

Random Forest dan Neural Network namun dari sejumlah besar dataset yang ada diperlukan pembagian data uji (data testing) yang digunakan untuk menguji sejauh mana classifier berhasil melakukan klasifikasi dengan benar.

3.4.2.2. Pemodelan Algoritma

Pada tahap ini, memilih dan menerapkan teknik pemodelan yang sesuai untuk mengoptimalkan hasil, apabila diperlukan mengulangi kembali ke tahapan persiapan data untuk membawa bentuk data sesuai dengan persyaratan khusus dari teknik data mining tertentu. Berikut adalah contoh dataset

Tabel 3. 2 Contoh Dataset

NPM	Pemrosesan	Persepsi	Input	Pemahaman	Gaya Belajar
20010001	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010002	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010003	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010004	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010005	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010006	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010007	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010008	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010009	Reflektif	Sensorik	Verbal	Global	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010010	Aktif	Intuitif	Visual	Sekuensial	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial

Berdasarkan dataset diatas, kita akan coba melakukan perhitungan untuk klasifikasi mahasiswa dengan NPM 20010011 yang memiliki kecenderungan dimensi gaya belajar yaitu Aktif, Intuitif, Visual dan Sekuensial.

Untuk mendapatkan hasil yang akurat, pada tahap ini peneliti menggunakan 5 metode, yaitu:

1. K-Nearest Neighbors (KNN)

Mengklasifikasikan data gaya belajar felder-silverman yang diperoleh berdasarkan similarity atau kemiripan atau kedekatannya terhadap data

lainnya. Perhitungan algoritma dari K-Nearest Neighbors (KNN) adalah sebagai berikut:

Tabel 3. 3 Tabel Dataset K-NN

NPM	Dimensi Belajar								Gaya Belajar
	Aktif	Reflektif	Sensorik	Intuitif	Visual	Verbal	Sekuensial	Global	
20010001	1	0	0	1	1	0	1	0	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010002	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010003	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010004	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010005	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010006	1	0	0	1	1	0	1	0	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010007	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010008	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010009	0	1	1	0	0	1	0	1	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global
20010010	1	0	0	1	1	0	1	0	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010011	1	0	0	1	1	0	1	0	?

a. Pertama, Kita tentukan parameter K. Misalnya buat jumlah tetangga terdekat K = 2.

b. Ke-dua, kita hitung jarak antara data baru dengan semua data training.

Kita menggunakan Euclidean Distance. Dengan rumus

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

dimana x_i = sampel data, y_i = data uji atau data testing, i = variabel data, $d(x,y)$ = dissimilarity/jarak, n = dimensi data. Kita hitung seperti berikut :

data. Kita hitung seperti berikut :

Euclidean Distance NPM 20010001:

$$= \sqrt{(1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2}$$

$$= \sqrt{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0} = \sqrt{0} = 0$$

Euclidean Distance NPM 20010002:

$$= \sqrt{\frac{(1-0)^2+(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}{+(0-1)^2+(1-0)^2+(0-1)^2}}$$
$$= \sqrt{1+1+1+1+1+1+1+1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010003:

$$= \sqrt{\frac{(1-0)^2+(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}{+(0-1)^2+(1-0)^2+(0-1)^2}}$$
$$= \sqrt{1+1+1+1+1+1+1+1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010004:

$$= \sqrt{\frac{(1-0)^2+(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}{+(0-1)^2+(1-0)^2+(0-1)^2}}$$
$$= \sqrt{1+1+1+1+1+1+1+1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010005:

$$= \sqrt{\frac{(1-0)^2+(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}{+(0-1)^2+(1-0)^2+(0-1)^2}}$$
$$= \sqrt{1+1+1+1+1+1+1+1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010006:

$$= \sqrt{\frac{(1-1)^2+(0-0)^2+(0-0)^2+(1-1)^2+(1-1)^2}{+(0-0)^2+(1-1)^2+(0-0)^2}}$$
$$= \sqrt{0+0+0+0+0+0+0+0} = \sqrt{0} = 0$$

Euclidean Distance NPM 20010007:

$$= \sqrt{\frac{(1-0)^2+(0-1)^2+(0-1)^2+(1-0)^2+(1-0)^2}{+(0-1)^2+(1-0)^2+(0-1)^2}}$$

$$= \sqrt{1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010008:

$$= \sqrt{\begin{matrix} (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 0)^2 + (1 - 0)^2 \\ + (0 - 1)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 \end{matrix}}$$

$$= \sqrt{1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010009:

$$= \sqrt{\begin{matrix} (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 1)^2 + (1 - 0)^2 + (1 - 0)^2 \\ + (0 - 1)^2 + (1 - 0)^2 + (0 - 1)^2 \end{matrix}}$$

$$= \sqrt{1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1} = \sqrt{8} = 2,82$$

Euclidean Distance NPM 20010010:

$$= \sqrt{\begin{matrix} (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 1)^2 \\ + (0 - 0)^2 + (1 - 1)^2 + (0 - 0)^2 \end{matrix}}$$

$$= \sqrt{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0} = \sqrt{0} = 0$$

- c. Ke-tiga, urutkan jarak dari data baru dengan data training dan menentukan tetangga terdekat berdasarkan jarak minimum K.

Tabel 3. 4 Hasil Perhitungan Jarak K-NN

Npm	Euclidean Distance	Urutan Jarak	Apakah Termasuk 2-NN	Gaya Belajar Ya untuk KNN
20010001	0	1	Ya (K<2)	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010002	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010003	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010004	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010005	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010006	0	1	Ya (K<2)	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial
20010007	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010008	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010009	2,82	2	Tidak (K>2)	-
20010010	0	1	Ya (K<2)	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial

Dari kolom 3 (urutan jarak) kita mengurutkan dari yang terdekat ke terjauh antara jarak data baru dengan data training. ada beberapa jarak yang sama pada data, sehingga memiliki urutan yang sama. Pada

kolom 4 (Apakah termasuk 2-NN?) maksudnya adalah K-NN menjadi 2-NN, karena nilai K ditentukan sama dengan 2.

- d. Ke-empat, tentukan gaya belajar dari tetangga terdekat. Kita perhatikan baris 1, 6 dan 10 diatas. Kategori Ya diambil jika nilai $K \leq 2$. Jadi baris 1, 6 dan 10 termasuk kategori Ya dan sisanya Tidak.
- e. Ke-lima, gunakan kategori mayoritas yang sederhana dari tetangga yang terdekat tersebut sebagai nilai prediksi data yang baru.
- f. Data yang kita miliki pada baris 1, 6 dan 10 kita punya gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru (NPM 20010011) termasuk dalam gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*.

2. Naïve Bayes

Mengklasifikasikan data gaya belajar felder-silverman yang diperoleh dengan menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang didapatkan.

Tabel 3. 5 Dataset Naive Bayes

Gaya Belajar	Dimensi Belajar							
	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8
G1	1	0	0	1	1	0	1	0
G2	0	1	1	0	1	0	0	1
G3	0	1	1	0	0	1	1	0

Data gaya belajar :

G1 = Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial

G2 = Reflektif-Sensorik-Verbal-Global

G3 = Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial

Data dimensi belajar :

D1 = Aktif

D2 = Reflektif

D3 = Sensorik

D4 = Intuitif

D5 = Visual

D6 = Verbal

D7 = Sekuensial

D8 = Global

Langkah perhitungan algoritma dari Naïve Bayes adalah sebagai berikut:

a. Pertama, menentukan gaya belajar yang muncul berdasarkan tabel keputusan. Berdasarkan dimensi yang muncul D1, D4, D5 dan D7, maka bisa dilihat dari tabel keputusan indikasi dimensi belajar yang akan di prediksi yaitu G1 dan G3. Karena pada dimensi tersebut terdapat D1, D4, D5 atau D7 yang bernilai 1.

b. Ke-dua, menghitung nilai probabilitas dari masing-masing gaya belajar

dan dimensi belajar yang ada. Dengan rumus $P(H|X) = \frac{P(H|X) \cdot P(H)}{P(X)}$

dimana X = Sampel dimensi belajar yang belum diketahui, H =

Hipotesis data X , $P(H|X)$ = probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X

(posterior probability), $P(H)$ = probabilitas hipotesis H (prior

probability), $P(X/H)$ = Probabilitas X berdasar kondisi pada hipotesis

H , $P(X)$ = Probabilitas dari X . Kita hitung seperti berikut :

Hitung Probabilitas G1 (Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial):

$$G1 = \frac{1}{2} = 0,5$$

$$D1 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D4 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D5 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D7 = \frac{1}{8} = 0,125$$

Hitung Probabilitas G3 (Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial):

$$G3 = \frac{1}{2} = 0,5$$

$$D1 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D4 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D5 = \frac{1}{8} = 0,125$$

$$D7 = \frac{1}{8} = 0,125$$

- c. Ke-tiga, menghitung nilai bayes berdasarkan probabilitas gaya belajar dan dimensi belajar yang timbul

Hitung Nilai Bayes G1 (Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial):

$$P(G1|D1) = \frac{0,125 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0,125 \times 0,5)} = \frac{0,0625}{0,125} = 0,5$$

$$P(G1|D4) = \frac{0,125 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0,125 \times 0,5)} = \frac{0,0625}{0,125} = 0,5$$

$$P(G1|D5) = \frac{0,125 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0,125 \times 0,5)} = \frac{0,0625}{0,125} = 0,5$$

$$P(G1|D7) = \frac{0,125 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0,125 \times 0,5)} = \frac{0,0625}{0,125} = 0,5$$

$$\begin{aligned} \text{Total G1} &= P(G1|D1) + P(G1|D4) + P(G1|D5) + P(G1|D7) \\ &= 0,5 + 0,5 + 0,5 + 0,5 = 2 \end{aligned}$$

Hitung Nilai Bayes G3 (Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial):

$$P(G3|D1) = \frac{0 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0 \times 0,5)} = \frac{0}{0,0625} = 0$$

$$P(G3|D4) = \frac{0 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0 \times 0,5)} = \frac{0}{0,0625} = 0$$

$$P(G3|D6) = \frac{0 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0 \times 0,5)} = \frac{0}{0,0625} = 0$$

$$P(G3|D7) = \frac{0,125 \times 0,5}{(0,125 \times 0,5) + (0,125 \times 0,5)} = \frac{0,0625}{0,125} = 0,5$$

$$\begin{aligned} \text{Total G3} &= P(G3|D1) + P(G3|D4) + P(G3|D5) + P(G3|D7) \\ &= 0 + 0 + 0 + 0,5 = 0,5 \end{aligned}$$

Hasil Total Nilai Bayes:

$$= \text{Total Bayes G1} + \text{Total Bayes G3}$$

$$= 2 + 0,5 = 2,5$$

- d. Dari perhitungan hasil total didapatkan nilai 2,5. Angka tersebut nantinya di gunakan sebagai pembagi masing-masing nilai bayes dari G1 dan G3 untuk di ketahui presentasinya. Berikut ini adalah hasil yang didapatkan dari perhitungan tersebut:

G1 (Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial)

$$= \frac{\text{Total Bayes G1}}{\text{Total Hasil}} \times 100\%$$

$$= \frac{2}{2,5} \times 100\% = \mathbf{80\%}$$

G3 (Reflektif-Sensorik-Verbal-Sekuensial)

$$= \frac{\text{Total Bayes G3}}{\text{Total Hasil}} \times 100\%$$

$$= \frac{0,5}{2,5} \times 100\% = \mathbf{20\%}$$

- e. Dari hasil presentase diatas maka didapatkan nilai presentase tertinggi adalah hasil gaya belajar yang didapatkan. Dengan demikian jika ada mahasiswa yang memiliki kecenderungan dimensi belajar D1 (Aktif), D4 (Intuitif), D5 (Visual) dan D7 (Sekuensial). Maka mahasiswa

(NPM 20010011) memiliki gaya belajar G1 (*Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*).

3. Decision Tree

Mengklasifikasikan data gaya belajar felder-silverman yang diperoleh dengan cara membangun klasifikasi dalam bentuk struktur pohon.

Perhitungan decision tree yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma C45. Langkah perhitungan algoritma tersebut adalah sebagai berikut:

a. Berdasarkan tabel diatas akan dibuat tabel keputusan untuk menentukan gaya belajar dengan melihat keadaan dimensi Pemrosesan, Persepsi, Input dan Pemahaman. Algoritma secara umum:

- Pilih atribut sebagai akar
- Buat cabang untuk tiap-tiap nilai
- Bagi kasus dalam cabang
- Ulangi proses utk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama
- Memilih atribut berdasarkan nilai “gain” tertinggi dari atribut-atribut yang ada.

Rumus untuk menentukan Gain adalah

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \times Entropy(S_i)$$

Dimana S = himpunan, A = atribut, n = jumlah partisi atribut A, Si = jumlah kasus pada partisi ke-i, S = jumlah kasus dalam S.

Sedangkan rumus untuk menentukan Entropy adalah

$$Entropy (S) = \sum_{i=1}^n -p_i \times \log_2 p_i$$

Dimana S = himpunan kasus, A = fitur, n = jumlah partisi S, pi = proporsi dari Si terhadap S

- b. Pertama, Menghitung jumlah kasus seluruhnya, Menghitung Entropy dari semua kasus yg terbagi berdasarkan atribut Pemrosesan, Persepsi, Input dan Pemahaman dan Lakukan penghitungan Gain utk setiap atributnya.

Perhitungan Entropy Total:

$$\begin{aligned} &= -\frac{8}{10} \times \log_2 \left(\frac{8}{10}\right) + \left(-\frac{2}{10}\right) \times \log_2 \left(\frac{2}{10}\right) \\ &= -0,8 \times -0,32192 + (-0,2) \times -2,32192 \\ &= 0,257536 + 0,464384 \\ &= 0,72192 \end{aligned}$$

Menghitung gain pada baris Pemrosesan:

$$\begin{aligned} &= 0,72192 - \left(\left(\frac{8}{10} \times 0\right) + \left(\frac{2}{10} \times 0\right)\right) \\ &= 0,72192 \end{aligned}$$

Tabel 3. 6 Tabel Keputusan Decision Tree

Node		Jumlah Kasus (S)	Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial (S1)	Reflektif-Sensorik-Verbal-Global(S2)	Entropy	Gain
1	Total	10	8	2	0.88129	
	Pemrosesan					0.88129
	Aktif	3	3	0	0	
	Reflektif	7	0	7	0	
	Persepsi					0.88129
	Intuitif	3	3	0	0	
	Sensorik	7	0	7	0	
	Input					0.88129

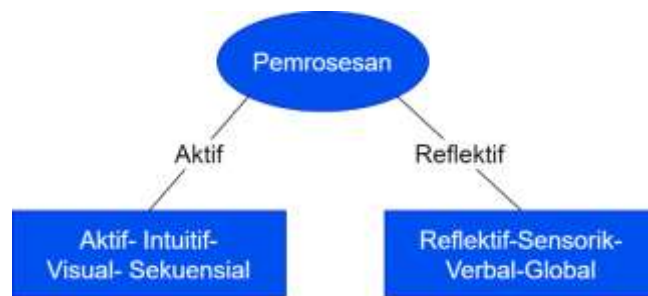
	Visual	3	3	0	0	
	Verbal	7	0	7	0	
	Pemahaman					0.88129
	Sekuensial	3	3	0	0	
	Global	7	0	7	0	

Seperti yang terlihat pada tabel diatas, diperoleh bahwa masing-masing atribut memiliki nilai sama yaitu 0,88129. Sehingga untuk node akar bisa memilih salah satu dari beberapa atribut tersebut.

Pemrosesan menjadi node akar, dimana pemrosesan memiliki dua nilai yaitu “Aktif” dan “Reflektif”.

Pemrosesan yang memiliki nilai “Aktif” sudah mengklasifikasikan gaya belajar menjadi *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*

Untuk Pemrosesan yang memiliki nilai “Reflektif” sudah mengklasifikasikan gaya belajar menjadi *Reflektif-Sensorik-Verbal-Global*



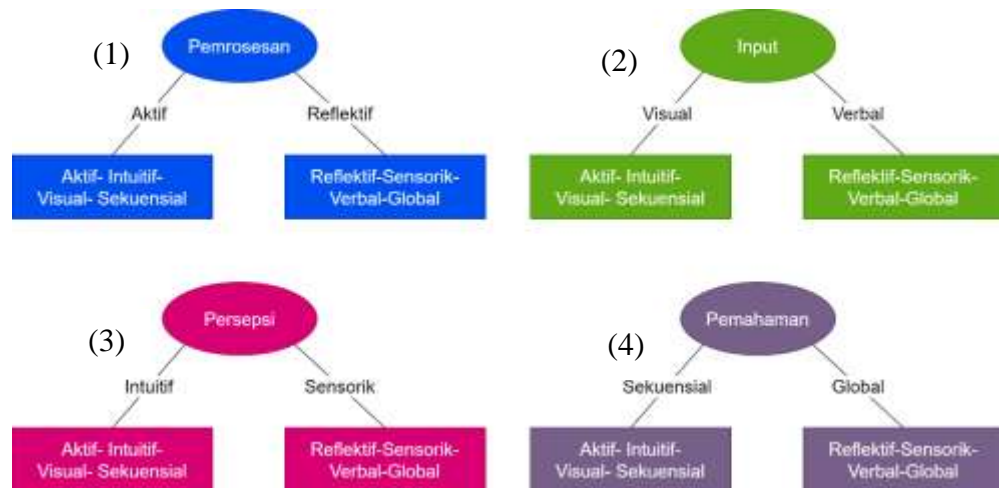
Gambar 3. 5 Hasil Pohon Keputusan

- c. Berdasarkan decision tree diatas, ditemukan hasil sesuai dengan kriteria memiliki dimensi belajar Aktif adalah menghasilkan gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru (NPM 20010011) termasuk dalam gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*.

4. Random Forest

Mengklasifikasikan data gaya belajar felder-silverman yang diperoleh dengan cara membuat kombinasi dari beberapa tree yang kemudian dikombinasikan ke dalam satu model. Langkah algoritma Random forest adalah sebagai berikut :

- a. Buat beberapa pohon keputusan atau decision tree dengan algoritma yang sudah dijelaskan sebelumnya, dimana untuk masing-masing decision tree bisa memiliki node yang berbeda sesuai dengan sample data. Berikut adalah 4 decision tree yang selanjutnya akan kita lakukan klasifikasi dengan random forest.



Gambar 3. 6 Tree Random Forest

- b. Klasifikasikan data baru berdasarkan mayoritas vote dengan kriteria dimensi gaya belajar Aktif, Intuitif, Visual dan Sekuensial. Sehingga didapatkan data sebagai berikut:

Tabel 3. 7 Klasifikasi Random Forest

Gaya Belajar	Tree 1	Tree 2	Tree 3	Tree 4	Jumlah
Aktif-Intuitif- Visual- Sekuensial	v	v	v	v	4
Reflektif-Sensorik- Verbal-Global	-	-	-	-	0

- c. Berdasarkan tabel diatas, ditemukan hasil dari 4 decision tree menghasilkan gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru (NPM 20010011) termasuk dalam gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*.

5. Neural Network

Mengklasifikasikan data gaya belajar felder-silverman yang diperoleh dengan mempelajari pola nilai dari dataset yang didapatkan. Langkah algoritma Neural Network adalah sebagai berikut:

- a. Pertama, Inisiasi bobot awal (W_0) sesuai dengan jumlah attribut yang mempengaruhi klasifikasi, Learning Rate (η), dan menentukan threshold, dikarenakan terdapat 8 attribut, jadi inisiasikan w sampai 8.

$$W_1 = -1.8$$

$$W_2 = 2$$

$$W_3 = 1.3$$

$$W_4 = -1$$

$$W_5 = 0.2$$

$$W_6 = 2$$

$$W_7 = 1$$

$$W_8 = 0.4$$

$$\text{Learning Rate } (\eta) = 0.9$$

$$\text{Threshold} = 0$$

- b. Menghitung nilai v yang merupakan hasil kali data dengan bobot masing-masing, y' dengan fungsi aktivasi, menghitung error sebagai selisih antara target nilai y dan y' . Jika ka masih error, maka perbaharui

bobot menggunakan rumus $w_{baru} = w_{lama} + \eta \cdot error \cdot X$ dimana X adalah nilai dari atribut.

- c. Untuk perhitungan dilakukan setiap iterasi (data training), dimana dalam satu iterasi apabila masih terdapat nilai error lebih besar dari 0, maka diulangi kembali sampai nilai error sama dengan atau lebih kecil dari 0. Untuk lebih mempermudah perhitungan, data tabel dataset dirubah menjadi numerik seperti berikut.

Tabel 3. 8 Data x dan y Neural Network

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	y
1	0	0	1	1	0	1	0	1
0	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	1	0	0	1	0	1	0
1	0	0	1	1	0	1	0	1
0	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	1	0	0	1	0	1	0
0	1	1	0	0	1	0	1	0
1	0	0	1	1	0	1	0	1

d.

y = Data gaya belajar :

1 = Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial

0 = Reflektif-Sensorik-Verbal-Global

Data dimensi belajar :

X1 = Aktif

X2 = Reflektif

X3 = Sensorik

X4 = Intuitif

X5 = Visual

X6 = Verbal

X7 = Sekuensial

X8 = Global

Perhitungan Iterasi 1:

Tabel 3. 9 Hasil Perhitungan Iterasi 1

Iterasi	v	y'	y	Error	w ₀ Baru							
					w ₁	w ₂	w ₃	w ₄	w ₅	w ₆	w ₇	w ₈
1	-1.6	0	1	1	-0.9	2	1.3	-0.1	1.1	2	1.9	0.4
	5.7	1	0	-1	-0.9	1.1	0.4	-0.1	1.1	1.1	1.9	-0.5
	2.1	1	0	-1	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	2	1	1	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	2	1	1	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4

Perhitungan Iterasi 2:

Tabel 3. 10 Hasil Perhitungan Iterasi 2

Iterasi	v	y'	y	Error	w ₀ Baru							
					w ₁	w ₂	w ₃	w ₄	w ₅	w ₆	w ₇	w ₈
2	2	1	1	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	2	1	1	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	-1.5	0	0	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4
	2	1	1	0	-0.9	0.2	-0.5	-0.1	1.1	0.2	1.9	-1.4

Dikarenakan pada iterasi ke 2 tidak ditemukan nilai error lebih besar dari 0, maka langsung prediksi gaya belajar dengan menggunakan v dan y'

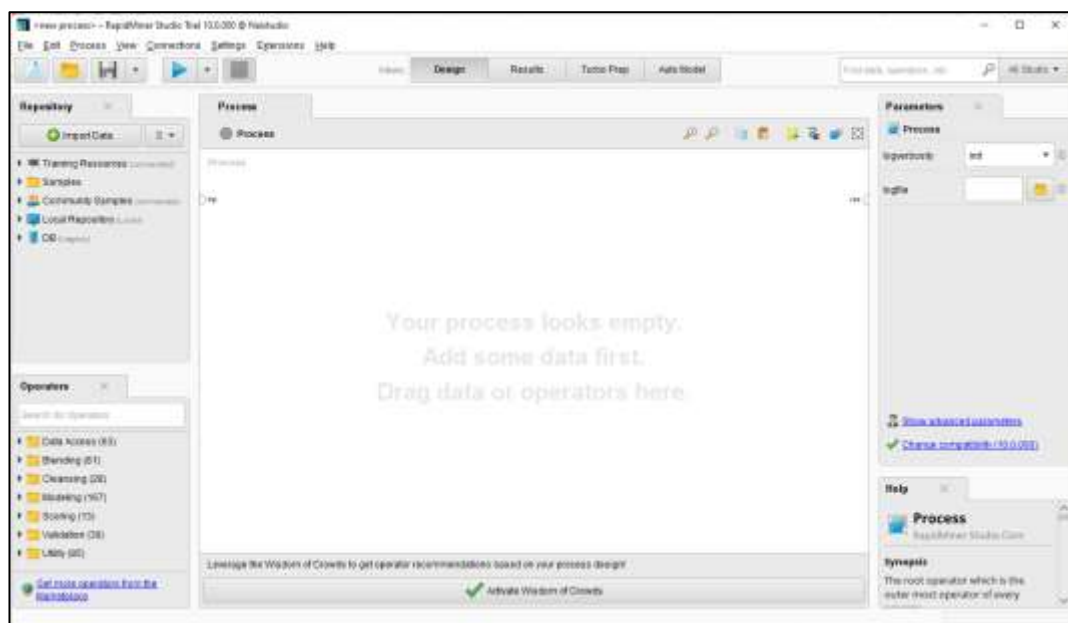
Prediksi:

$$\begin{aligned}
 v &= (w_1 * x_1) + (w_2 * x_2) + (w_3 * x_3) + (w_4 * x_4) + (w_5 * x_5) \\
 &\quad + (w_6 * x_6) + (w_7 * x_7) + (w_8 * x_8) \\
 &= (-0,9 * 1) + (0,2 * 0) + (-0,5 * 0) + (-0,1 * 1) + (1,1 * 1) + \\
 &\quad (0,2 * 0) + (1,9 * 1) + (-1,4 * 0) = 2.
 \end{aligned}$$

Nilai v lebih besar dari threshold $2 > 0$ maka nilai $y' = 1$ yaitu *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru (NPM 20010011) termasuk dalam gaya belajar *Aktif-Intuitif-Visual-Sekuensial*.

3.5. Implementasi dan Pengujian Metode

Implementasi pengujian klasifikasi dan keakurasian pada penelitian ini menggunakan aplikasi RapidMiner. RapidMiner merupakan perangkat lunak yang bekerja dalam pengolahan data. RapidMiner merupakan perangkat lunak yang mempunyai cakupan kemampuan yang luas dengan menggunakan prinsip dan algoritma data mining. Disamping itu RapidMiner dapat mengekstrakan pola-pola dari data akhir yang sangat besar dengan mengkombinasikan metode statistika, kecerdasan buatan dan database. RapidMiner dapat digunakan untuk penggunaan data mining, model yang disediakan cukup lengkap diantaranya model K - Nearest Neighbors, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest dan Neural Network dan lain-lain. Berikut adalah tampilan awal aplikasi Rapidminer.



Gambar 3.7 Tampilan Rapidminer