

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Penelitian

Dalam bab ini penulis akan membahas mengenai hasil dari penelitian, data tersebut akan dihitung menggunakan feature selection dengan menggunakan algoritma Decesion Tree dan Algoritma Naive bayes yang kemudian akan diuji menggunakan Split Validation menggunakan algoritma Decesion Tree dan Algoritma Naive bayes Dataset yang digunakan merupakan dataset private kerusakan jalan Bandar Lampung

4.2 Dataset

Proses validasi dilakukan untuk menemukan dan mengkonversi data agar sesuai dengan metode algoritma data mining, serta untuk mencapai akurasi dan kinerja yang optimal. Dalam dataset yang digunakan, validasi data dilakukan dengan menghapus entri yang tidak lengkap atau kosong (null). Setelah itu, dilakukan seleksi atribut untuk menentukan atribut mana yang relevan dari dataset yang digunakan dalam menganalisis kerusakan jalan. Berikut ini disajikan beberapa data training seperti yang tercantum dalam Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Sampel Data Training

fungsi jalan	Ukura n Kota	Tipe Lajur Jalan	Lebar Jalan (M)	Split Arah	Hamb atan Sampi ng	Le bar Ba hu Jal an (m)	Jarak Kerb (M)	Faktor Koreks i Co	Kapasi tas	Volum e smp/ja m(v)	VC R	Tingk at pelay anan jalan	Tingkat Kerusaka n
Arteri Premier	1.2	4/2D	14	50-50	L	2	1	6600	7270.6	4121	0.57	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	10.5	50-50	L	0.5	1	4500	4610.7	3792	0.82	D	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/2UD	6	50-50	L	0.5	1	2900	2321.2	851	0.37	B	Baik
Arteri Sekunder	1.2	4/2D	14	50-50	L	0.5	1	2900	6700.3	3581	0.53	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	10.5	50-50	H	0.5	1	2900	4276.4	1885	0.44	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	10.5	50-50	H	0.5	1	2900	4267.4	1089	0.26	B	Baik

Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	8	50-50	L	0.5	1	2900	3041.5	3040	1.00	E	Rusak Berat
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	4500	2668.0	1936	0.73	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1	1	4500	2668.0	1381	0.52	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1.5	1	4500	2726.0	1552	0.57	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	6600	2813.0	1266	0.45	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	8	50-50	L	0.5	0.5	2900	3041.5	1190	0.39	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	2668.0	2380	0.89	E	Rusak Berat
Arteri premier	1.2	2/1UD	8	50-50	L	1	1	2900	3107.6	2745	0.88	E	Rusak Berat
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	66	50-50	L	1	1	2900	2371.6	2228	0.94	E	Rusak Berat
Lokal	1.2	2/1UD	12	50-50	L	2	0.5	2900	2371.6	1453	0.61	C	Rusak Ringan

Arteri premier	1.2	4/2D	7	50-50	L	2	0.5	4500	6670.8	1536	0.23	B	Baik
Lokal	1.2	2/1UD	12	50-50	L	1.5	0.5	4500	2900.0	1248	0.43	B	Baik
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	7128.0	5140	0.72	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1.5	0.5	2900	2726.0	1718	0.63	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1.5	0.5	2900	2813.0	1800	0.64	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	4/2D	6	50-50	L	1	0.5	6600	2813.0	1164	0.41	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	4/2D	12	50-50	L	0.5	0.5	6600	2371.6	1452	0.61	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	4/2D	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	6700.3	5536	0.83	D	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	4/2D	6	50-50	L	1	0.5	2900	2668.0	2336	0.88	E	Rusak Berat
Arteri Sekunder	1.2	4/2D	12	50-50	L	1.5	0.5	2900	2371.6	2408	1.02	F	Rusak Berat

Kolektor Sekunder	1.2	4/2D	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	7128.0	2212	0.31	B	Baik
Lokal	1.2	2/1UD	6	50-50	L	1	0.5	4500	2321.2	864	0.37	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	12	50-50	L	1.5	0.5	2900	2726.0	1071	0.39	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	2900	3107.6	1310	0.42	B	Baik
Arteri Premier	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	4757.9	4375	0.92	E	Rusak Berat
Lokal	1.2	2/1UD	8	50-50	L	1	0.5	6600	2321.2	855	0.37	B	Baik
Arteri Premier	1.2	2/1UD	10	50-50	L	1	0.5	6600	6700.3	3830	0.57	C	Rusak Ringan
Arteri Premier	1.2	2/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	4500	7270.6	2914	0.40	B	Baik
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	12	50-50	L	0.5	0.5	2900	4610.7	1498	0.32	B	Baik
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	13	50-50	L	2	0.5	2900	3270.0	245	0.07	A	Baik
Arteri Premier	1.2	3/1UD	10	50-50	L	0.5	0.5	2900	2668.0	2647	0.99	E	Rusak Berat

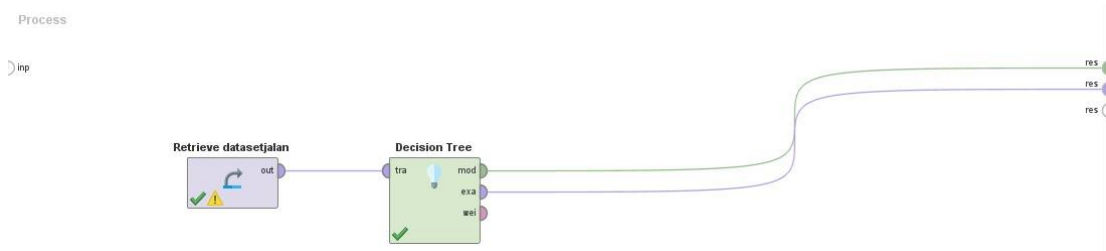
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	1.5	0.5	2900	2668.0	1482	0.56	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	4500	2726.0	1693	0.62	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	2726.0	1509	0.55	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	2726.0	1332	0.49	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	2668.0	2165	0.81	D	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	2726.0	3275	1.20	D	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	4500	2726.0	1181	0.43	F	Rusak Berat
Arteri Premier	1.2	2/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	6600	2813.0	496	0.18	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	10.5	50-50	L	1	0.5	2900	2321.2	1462	0.63	A	Baik
Arteri Sekunder	1.2	4/2D	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	4610.7	2163	0.47	C	Rusak Ringan

Kolektor Sekunder	1.2	4/2D	6	50-50	L	0.5	0.5	2900	2813.0	779	0.28	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	3/1UD	12	50-50	L	0.5	0.5	2900	2321.2	1812	0.78	B	Baik
Lokal	1.2	3/1UD	7	50-50	L	1.5	0.5	2900	2321.2	1208	0.52	D	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	3300	6700.3	5533	0.83	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	3457.1	1392	0.40	D	Rusak Ringan
Lokal	1.2	2/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	2900	2321.2	958	0.41	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	1	0.5	2900	2726.0	1912	0.71	B	Baik
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	6	50-50	L	0.5	0.5	2900	2321.2	1337	0.58	C	Rusak Ringan
Kolektor Sekunder	1.2	2/1UD	12	50-50	L	1	0.5	6600	6914.2	2461	0.36	C	Rusak Ringan
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	7	50-50	L	0.5	0.5	2900	2668.0	2242	0.84	D	Baik

Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	12	50-50	L	0.5	0.5	6600	6700.3	2092	0.31	B	Baik
Arteri Sekunder	1.2	3/1UD	12	50-50	L	1.5	0.5	2900	3769.4	172	0.05	A	Baik
Arteri Sekunder	1.2	2/1UD	10	50-50	L	0.5	0.5	4500	4610.7	958	0.21	B	Baik

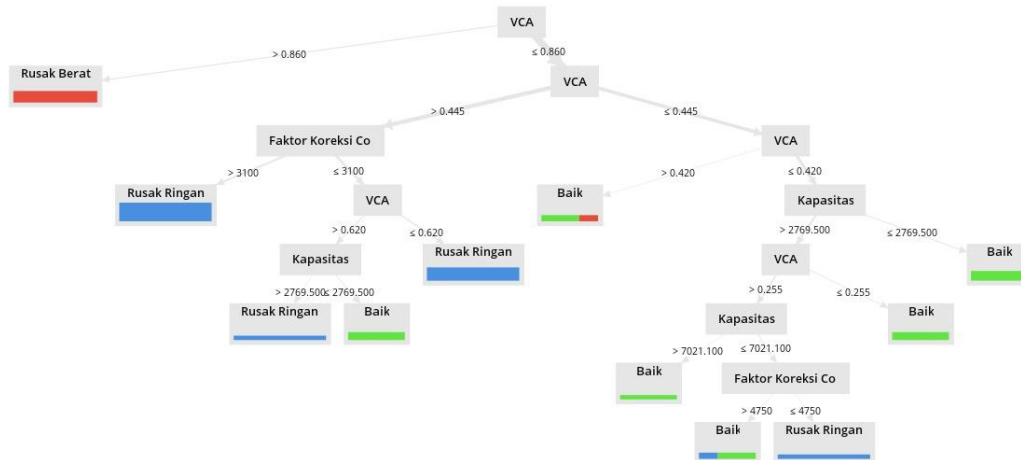
1. Penelitian Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5

Pada algoritma *decision tree*, record yang sudah di import ke rapid miner akan digunakan untuk menentukan pola pohon keputusan, hasil dari pola pohon keputusan dapat dilihat pada gambar berikut



Gambar 4.2. Tampilan Proses Decision Tree C4.5

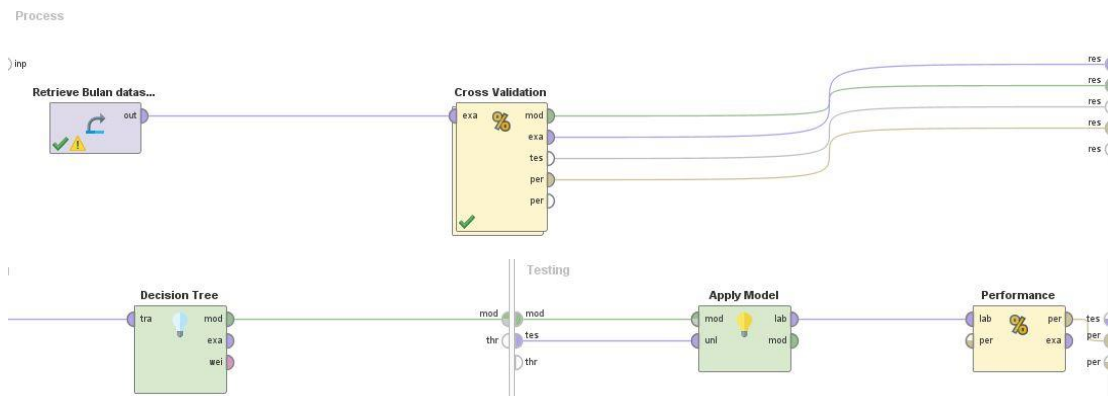
Setelah melakukan beberapa langkah di atas dalam proses klasifikasi menggunakan metode algoritma C4.5, hasilnya adalah terbentuknya sebuah model berupa pohon keputusan seperti yang ditampilkan dalam gambar di bawah ini.



Gambar 4.3. Tampilan Pohon Keputusan Decision Tree C4.5

1. Penelitian Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Cross Validation

Pemanfaatan teknik data dalam Rapidminer untuk proses klasifikasi menggunakan metode Cross validation, menampilkan hasil evaluasi berupa akurasi, presisi, matriks kebingungan (confusion matrix), dan nilai recall. Data dibagi menjadi dua bagian, yakni data pelatihan (training) dan pengujian (testing) dengan perbandingan 80:10. Silakan lihat ilustrasi berikut:



Gambar 4.4 Decision Tree C4.5 Cross Validation

Pengujian yang dilakukan menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) terdiri dari akurasi, presisi, dan recall pada sebuah dataset Hasil pengujian matriks kebingungan untuk dataset yang diproses menggunakan Pohon Keputusan dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.2 Nilai Decision Tree C4.5

No	Keterangan	Nilai Decision Tree C4.5
1	<i>Accuracy</i>	78,33%
2	<i>Precision</i>	75,00%

3	<i>Recall / Confusion Matrix</i>	87,50%
----------	----------------------------------	---------------

Menghitung akurasi : $Akurasi = \frac{(TN+TP)}{(TN+FN+FP+TP)}$

$$\begin{aligned}
 Akurasi &= \frac{(19 + 21 + 7)}{(19 + 21 + 7 + 3 + 2 + 7 + 0 + 1 + 0)} \\
 &= \frac{47}{60} \\
 &= 78,33\%
 \end{aligned}$$

Menghitung Precision, Rumus: $P:precision = \frac{TP}{(TP+FP)}$

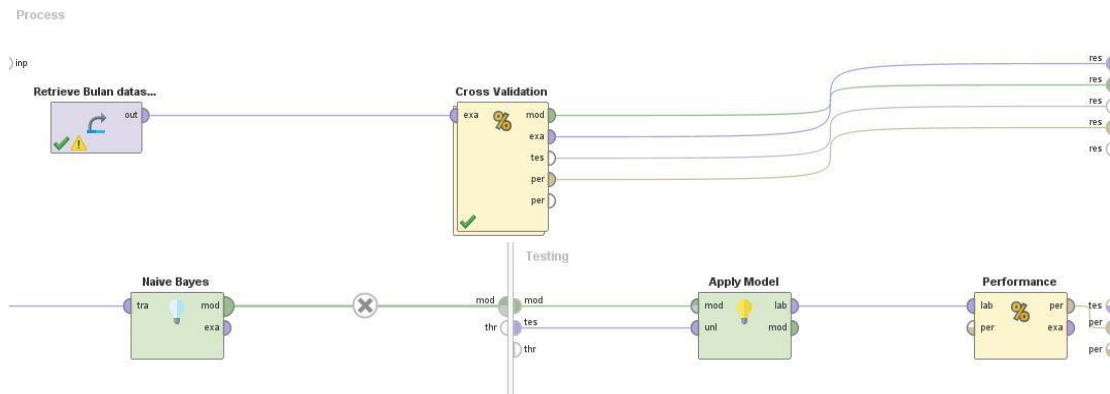
$$\begin{aligned}
 Presisi &= \frac{21}{(21+7+0)} \\
 &= \frac{21}{28} \\
 &= 75,00\%
 \end{aligned}$$

Menghitung Recall, Rumus : $Recall = \frac{TP}{(TP+FN)}$

$$\begin{aligned}
 Reccal &= \frac{21}{(21+3+0)} \\
 &= \frac{21}{24} \\
 &= 87,50\%
 \end{aligned}$$

2. Penelitian Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Cross Validation

Penerapan data pada Rapidminer untuk klasifikasi dengan menggunakan cross validation dengan nilai akurasi, precision dan confusion matrix atau nilai recall dengan pembagian Data training dan testing sebesar 80:10. dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4.5 Naïve Bayes Cross Validation

Pengujian yang dilakukan menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) terdiri dari akurasi, presisi, dan recall pada sebuah dataset Hasil pengujian matriks kebingungan untuk dataset yang diproses dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.3 Nilai Naïve Bayes

No	Keterangan	Nilai Naïve Bayes
1	<i>Accuracy</i>	83,33%
2	<i>Precision</i>	87,50%
3	<i>Recall / Confusion Matrix</i>	87,50%

Menghitung akurasi : $Akurasi = \frac{(TN+TP)}{(TN+FN+FP+TP)}$

$$Akurasi = \frac{(23 + 21 + 6)}{(23 + 21 + 6 + 2 + 2 + 1 + 2 + 2 + 1)}$$

$$= \frac{50}{60}$$

$$= 83,33\%$$

Menghitung Precision, Rumus: $P:precision = \frac{TP}{(TP+FP)}$

$$Presisi = \frac{21}{(21+2+1)}$$

$$= \frac{21}{24}$$

$$= 87,50\%$$

Menghitung Recall, Rumus : $Recall = \frac{TP}{(TP+FN)}$

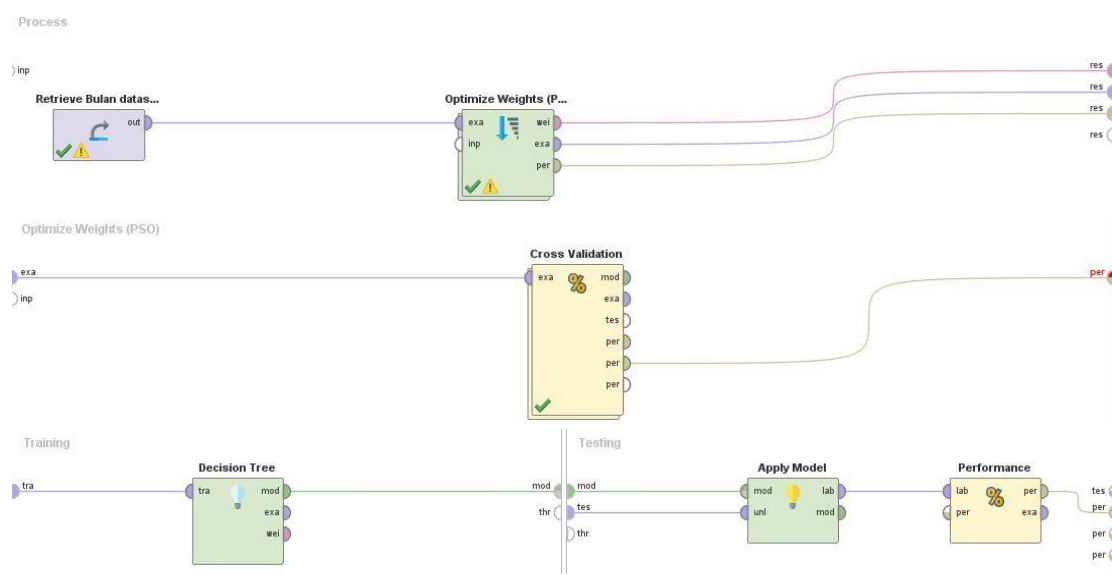
$$Reccal = \frac{21}{(21+2+1)}$$

$$= \frac{21}{24}$$

$$= 87,50\%$$

3. Penelitian Menggunakan PSO dan Algoritma Decision Tree C.45 CrossValidation

Penerapan data pada Rapidminer untuk klasifikasi dengan menggunakan metode POS dan Algoritma DTC.45 Cross validation dengan nilai akurasi, precision dan confusion matrix atau nilai recall dengan pembagian Data training dan testing sebesar 80:10. dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4.5 PSO dan Decision Tree C.45 CrossValidation

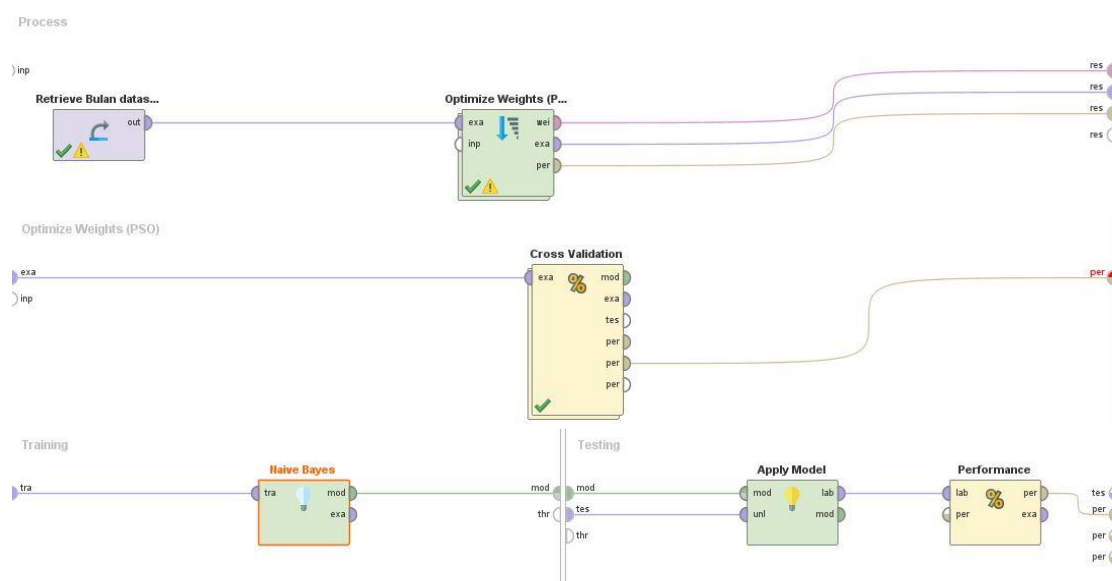
Pengujian yang dilakukan menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) terdiri dari akurasi, presisi, dan recall pada sebuah dataset Hasil pengujian matriks kebingungan untuk dataset yang diproses dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.3 Nilai PSO dan DTC.45

No	Keterangan	PSO + DTC.45
1	<i>Accuracy</i>	96,67%
2	<i>Precision</i>	95,83%
3	<i>Recall / Confusion Matrix</i>	95,83%

4. Penelitian Menggunakan PSO dan Algoritma Naïve Bayes Cross Validation

Penerapan data pada Rapidminer untuk klasifikasi dengan menggunakan metode POS dan Algoritma naïve bayes Cross validation dengan nilai akurasi, precision dan confusion matrix atau nilai recall dengan pembagian Data training dan testing sebesar 80:10. dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 4.5 PSO dan Naïve Bayes Cross Validation

Pengujian yang dilakukan menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) terdiri dari akurasi, presisi, dan recall pada sebuah dataset Hasil pengujian matriks kebingungan untuk dataset yang diproses dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.3 Nilai PSO dan Naïve Bayes

No	Keterangan	PSO + Naïve Bayes
1	<i>Accuracy</i>	95,00%
2	<i>Precision</i>	100%
3	<i>Recall / Confusion Matrix</i>	91,67%

4.1 Hasil Komparasi

Tabel 4.4 Nilai Perbandingan Pengujian

No	Keterangan	Naïve Bayes	Decision Tree C4.5	PSO + Naïve Bayes	PSO + DTC.45
1	<i>Accuracy</i>	78,33%	95,83%	95,00%	96,67%
2	<i>Precision</i>	75,00%	90,48%	100%	95,83%
3	<i>Recall / Confusion Matrix</i>	87,50%	100%	91,67%	95,83%

Berikut hasil komparasi dari tabel yang diberikan:

1. Accuracy:

- Naïve Bayes: 78.33%
- Decision Tree C4.5: 95.83%
- PSO + Naïve Bayes: 95.00%
- PSO + DTC.45: 96.67%

Dari sini, terlihat bahwa PSO + DTC.45 memiliki tingkat akurasi tertinggi dengan 96.67%.

2. Precision:

- Naïve Bayes: 75.00%
- Decision Tree C4.5: 90.48%
- PSO + Naïve Bayes: 100%
- PSO + DTC.45: 95.83%

Dari segi presisi, PSO + Naïve Bayes memiliki nilai tertinggi yaitu 100%.

3. Recall / Confusion Matrix:

- Naïve Bayes: 87.50%
- Decision Tree C4.5: 100%
- PSO + Naïve Bayes: 91.67%
- PSO + DTC.45: 95.83%

Dari sisi recall atau confusion matrix, Decision Tree C4.5 memperoleh nilai tertinggi yaitu 100%.

Jadi, jika kita memperhatikan semua metrik yang diberikan, PSO + DTC.45 mendapatkan nilai yang paling tinggi dalam hal akurasi dan recall, sementara PSO + Naïve Bayes memiliki presisi yang sempurna. Dalam konteks spesifik ini, keputusan tergantung pada prioritas tertentu seperti apakah lebih penting untuk memiliki presisi yang tinggi atau recall yang tinggi.