

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan membandingkan optimasi swarm partikel untuk meningkatkan akurasi prediksi hepatitis C menggunakan metode C4.5. Hasil dari penelitian ini sendiri berupa hasil pengolahan data kuantitatif dan kuantitatif dengan perhitungan berdasarkan model yang diajukan. Studi ini dilakukan pada dataset yang tersedia untuk umum. Eksperimen dan pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan metode C4.5 tanpa PSO kemudian dengan metode PSO.

#### 4.1 Persiapan Data

Untuk memprediksi penyakit Hepatitis C, dataset yang berisi 615 observasi dan 14 atribut dari hasil laboratorium dan nilai demografis pendonor darah dan pasien Hepatitis C yang terdiri dari 12 reguler atribut, 1 atribut sebagai ID Pasien (*Att1*) dan 1 atribut sebagai Target atau label data (*Category*) yang bersumber dari <https://www.kaggle.com/datasets/fedesoriano/hepatitis-c-dataset?resource=download&select=HepatitisCdata.csv>.

Dataset bisa dilihat pada gambar berikut :

att1	Age	Sex	ALB	ALP	ALT	AST	BIL	CHE	CHOL	CREA	GGT	PROT	Category
1	32	m	38.5	52.5	7.7	22.1	7.5	6.93	3.23	106	12.1	69	0=Blood Donor
2	32	m	38.5	70.3	18	24.7	3.9	11.17	4.8	74	15.6	76.5	0=Blood Donor
3	32	m	46.9	74.7	36.2	52.6	6.1	8.84	5.2	86	33.2	79.3	0=Blood Donor
4	32	m	43.2	52	30.6	22.6	18.9	7.33	4.74	80	33.8	75.7	0=Blood Donor
5	32	m	39.2	74.1	32.6	24.8	9.6	9.15	4.32	76	29.9	68.7	0=Blood Donor
6	32	m	41.6	43.3	18.5	19.7	12.3	9.92	6.05	111	91	74	0=Blood Donor
7	32	m	46.3	41.3	17.5	17.8	8.5	7.01	4.79	70	16.9	74.5	0=Blood Donor
8	32	m	42.2	41.9	35.8	31.1	16.1	5.82	4.6	109	21.5	67.1	0=Blood Donor
9	32	m	50.9	65.5	23.2	21.2	6.9	8.69	4.1	83	13.7	71.3	0=Blood Donor
10	32	m	42.4	86.3	20.3	20	35.2	5.46	4.45	81	15.9	69.9	0=Blood Donor
11	32	m	44.3	52.3	21.7	22.4	17.2	4.15	3.57	78	24.1	75.4	0=Blood Donor
12	33	m	46.4	68.2	10.3	20	5.7	7.36	4.3	79	18.7	68.6	0=Blood Donor
13	33	m	36.3	78.6	23.6	22	7	8.56	5.38	78	19.4	68.7	0=Blood Donor
14	33	m	39	51.7	15.9	24	6.8	6.46	3.38	65	7	70.4	0=Blood Donor
15	33	m	38.7	39.8	22.5	23	4.1	4.63	4.97	63	15.2	71.9	0=Blood Donor

t (615 examples, 2 special attributes, 12 regular attributes)

Gambar 4.1 Dataset Hepatitis C

Dataset yang digunakan memiliki 14 atribut terdiri dari data nominal dan numerik. Atribut 1 sd 3 merujuk pada data pasien, 4 sampai dengan 13 adalah hasil cek darah laboratorium. Target atau label data yang digunakan adalah *Category* atribut yang digunakan untuk perhitungan 12 atribut data dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

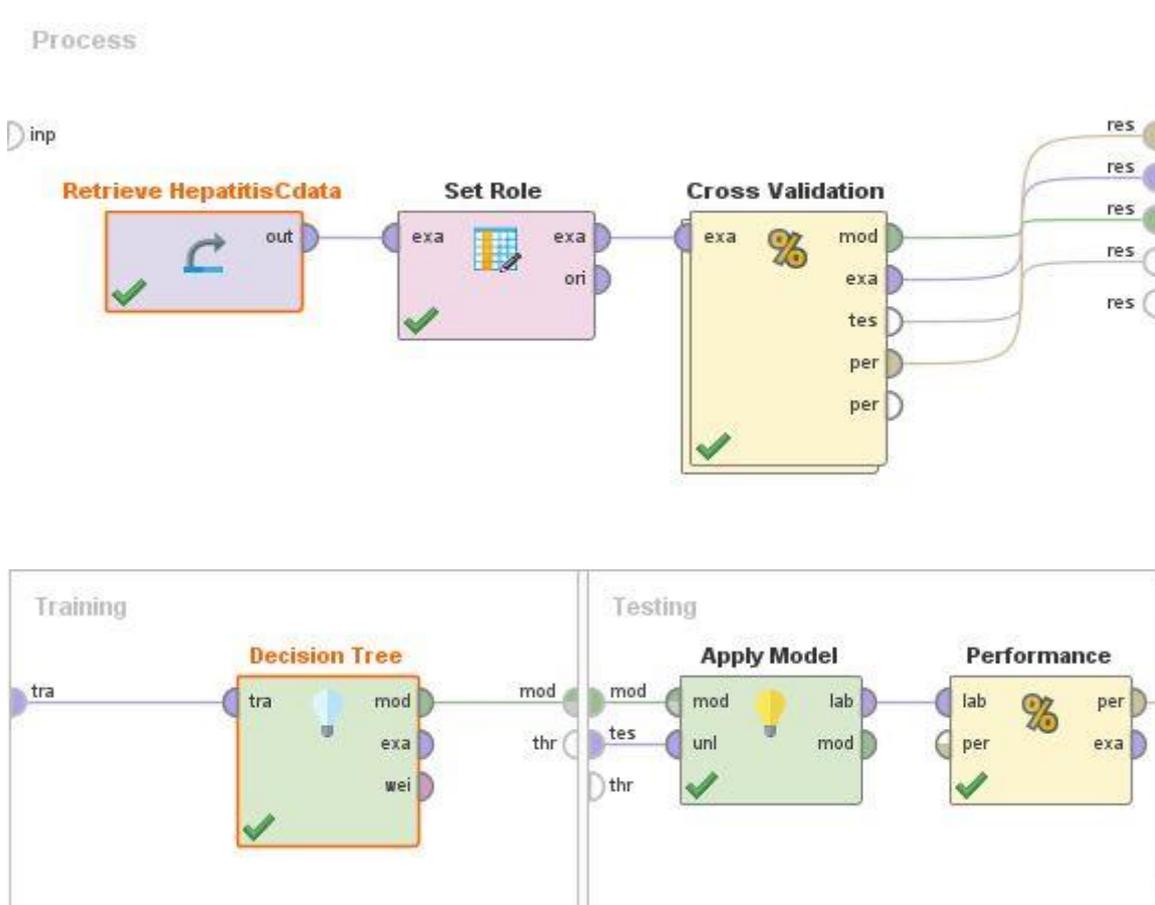
Tabel 4.1 Atribut Dataset

No.	Atribut	Skala Pengukuran
1	Att1 (Pasien ID/No.)	[1-615]
2	Age (Usia)	[19-77]
3	Sex (Jenis Kelamin)	[m = Male f = Female]
4	ALB (jumlah albumin)	[20-82,2]
5	ALP (jumlah alkaline phosphatase)	[27-99,4]
6	ALT (jumlah alanin transaminase)	[4-97,8]
7	AST (jumlah aspartat aminotransferase)	[12-96,2]
8	BIL (jumlah bilirubin)	[2-9,9]
9	CHE (jumlah kolinesterase)	[2-9,99]
10	CHOL (jumlah kolesterol)	[1,43-9,64]
11	CREA (jumlah kreatin)	[8-97,7]
12	GGT (jumlah gamma-glutamil transferase)	[7-99,7]
13	PROT (jumlah protein)	[47-86,5]
14	Category (Diagnosa)	0=Blood Donor (0=donor darah)
		3=Cirrhosis (penyakit hati stadium akhir)
		2=Fibrosis (jaringan parut fibrotik)
		1=Hepatitis (1=peradangan hati)
		0s=Suspect Blood Donor (0s=dugaan Donor Darah)

## 4.2 Pemodelan

### 4.2.1 Penelitian Menggunakan Algoritma *Decision Tree C4.5*

Penerapan data pada Rapid Miner digunakan untuk Klasifikasi Penyakit Hepatitis C menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5* ditunjukkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 4.2 Model Rapidminer Tanpa Menggunakan Seleksi Fitur

Data yang sudah disiapkan diimprot ke rapidminer untuk melakukan pengujian menggunakan *Cross Validation* untuk membagi data menjadi data training dan data testing karena data yang digunakan adalah *supervised* dan algoritma yang digunakan adalah algoritma *Decision Tree C4.5*. Hasil pengujian dapat kita lihat pada gambar dibawah ini :

accuracy: 87.17% +/- 2.28% (micro average: 87.15%)

	true 0=Blood Donor	true 0s=suspect Blood...	true 1=Hepatitis	true 2=Fibrosis	true 3=Cirrhosis	class precision
pred. 0=Blood Donor	531	6	19	19	29	87.91%
pred. 0s=suspect Bloo...	0	0	0	1	1	0.00%
pred. 1=Hepatitis	0	0	5	1	0	83.33%
pred. 2=Fibrosis	0	1	0	0	0	0.00%
pred. 3=Cirrhosis	2	0	0	0	0	0.00%
class recall	99.62%	0.00%	20.83%	0.00%	0.00%	

Gambar 4.3 Confusion Matrix Tanpa Menggunakan Seleksi Fitur

Gambar 4.3 adalah *confusion matrix* yang menunjukkan hasil eksperimen, didalam *confusion matrix* kita dapat melihat hasil *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Accuracy* yang dihasilkan sebagai berikut :

Menghitung akurasi :

$$\begin{aligned} \text{Rumus : } \quad \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \\ &= \frac{531 + 5}{531 + 5 + 6 + 19 + 19 + 1 + 1 + 29 + 1} = \frac{536}{615} = 87,15\% \end{aligned}$$

Menghitung Precision, Rumus :  $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$

$$\begin{aligned} P(0) &= \frac{531}{531 + 6 + 19 + 19 + 29} = \frac{531}{604} = 87,91\% \\ P(1) &= \frac{0}{0 + 0 + 1 + 1 + 0} = \frac{0}{2} = 0,00\% \\ P(2) &= \frac{5}{5 + 1 + 0 + 0 + 0} = \frac{6}{6} = 83,30\% \\ P(3) &= \frac{0}{0 + 0 + 0 + 1 + 0} = \frac{0}{1} = 0,00\% \\ P(4) &= \frac{0}{0 + 2 + 0 + 0 + 0} = \frac{0}{2} = 0,00\% \end{aligned}$$

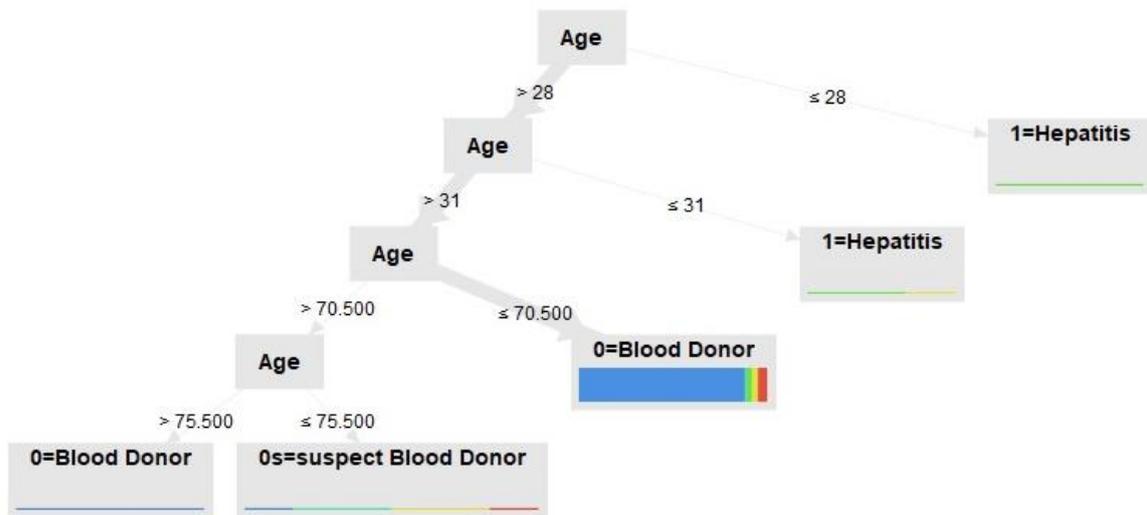
Menghitung Recall, Rumus :  $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

$$\begin{aligned} R(0) &= \frac{531}{531 + 0 + 0 + 0 + 2} = \frac{531}{533} = 99,62\% \\ R(1) &= \frac{0}{0 + 6 + 0 + 1 + 0} = \frac{0}{7} = 0,00\% \\ R(2) &= \frac{5}{5 + 19 + 0 + 0 + 0} = \frac{5}{24} = 20,83\% \\ R(3) &= \frac{0}{0 + 19 + 1 + 1 + 0} = \frac{0}{21} = 0,00\% \\ R(3) &= \frac{0}{0 + 29 + 1 + 0 + 0} = \frac{0}{30} = 0,00\% \end{aligned}$$

Tabel 4.2 Hasil Akurasi *Decision Tree C4.5*

	<i>accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>
0=Blood Donor	87,15 %	87,91 %	99,62 %
0s=Suspect Blood Donor		0,00 %	0,00 %
1=Hepatitis		83,33 %	23,83 %
2=Fibrosis		0,00 %	0,00 %
3=Cirrhosis		0,00 %	0,00 %

Berikut ini adalah tampilan pohon keputusan pada algoritma *Decision Tree C4.5* dimana *node root* awal yaitu *age*.



Gambar 4.4 Tampilan Pohon Keputusan *Decision Tree C4.5*

Selanjutnya kita dapat melihat deskripsi pohon keputusan diatas, dapat kita lihat seperti gambar dibawah ini :

**Tree**

```

Age > 28
| Age > 31
| | Age > 70.500
| | | Age > 75.500: 0=Blood Donor {0=Blood Donor=3, 0s=suspect Blood Donor=0, 1=Hepatitis=0, 2=Fibrosis=0, 3=Cirrhosis=0}
| | | Age <= 75.500: 0s=suspect Blood Donor {0=Blood Donor=1, 0s=suspect Blood Donor=1, 1=Hepatitis=0, 2=Fibrosis=2, 3=Cirrhosis=1}
| | | Age <= 70.500: 0=Blood Donor {0=Blood Donor=529, 0s=suspect Blood Donor=5, 1=Hepatitis=18, 2=Fibrosis=18, 3=Cirrhosis=29}
| | Age <= 31: 1=Hepatitis {0=Blood Donor=0, 0s=suspect Blood Donor=0, 1=Hepatitis=2, 2=Fibrosis=1, 3=Cirrhosis=0}
| Age <= 28: 1=Hepatitis {0=Blood Donor=0, 0s=suspect Blood Donor=0, 1=Hepatitis=4, 2=Fibrosis=0, 3=Cirrhosis=0}
    
```

Gambar 4.5 Tampilan Deskripsi Pohon Keputusan *Decision Tree C4.5*

Mencari entropy dan gain untuk menentukan node root awal, diketahui dari proses diatas bahwa dengan menggunakan tools rapidminer node root awal adalah age. Disini kita akan melakukan pengukuran nilai entropy dan gain dengan cara menghitung manual. Proses ini adalah untuk pembuktian apakah tools rapidminer berjalan dengan baik.

Menghitung nilai entropy total pada dataset

Tabel 4.3 Nilai Entropy Total Pada Dataset

Simpul	0=Blood Donor	0s=Suspect Blood Donor	1=Hepatitis	2=Fibrosis	3=Cirrhosis	Jumlah Keseluruhan	Entropy
<i>Jumlah Kasus</i>	533	7	24	21	30	615	0,813962021

menggunakan rumus:

$$Entropy(i) = \sum_{j=1}^m f(i,j) \cdot \log_2 \left[ \frac{f(i,j)}{f(i)} \right] \quad (1)$$

$$= \left( \frac{533}{615} \cdot \log_2 \left( \frac{533}{615} \right) \right) + \left( \frac{7}{615} \cdot \log_2 \left( \frac{7}{615} \right) \right) + \left( \frac{24}{615} \cdot \log_2 \left( \frac{24}{615} \right) \right) + \left( \frac{21}{615} \cdot \log_2 \left( \frac{21}{615} \right) \right) + \left( \frac{30}{615} \cdot \log_2 \left( \frac{30}{615} \right) \right)$$

$$= 0,813962021$$

Setelah diketahui entropy total pada dataset, maka kita selanjutnya akan menghitung entropy dan gain pada setiap atribut.

Menghitung entropy dan gain pada atribut Age dan Sex

Tabel 4.3 Nilai Entropy Dan Gain Pada Atribut Age Dan Sex

Simpul	0=Blood Donor	0s=Suspect Blood Donor	1=Hepatitis	2=Fibrosis	3=Cirrhosis	Jumlah Keseluruhan	Entropy	Gain	Sinfo	Gain ratio
<i>Jumlah Kasus</i>	533	7	24	21	30	615	0,813962021			
Age								0,663516	0,506502	1,309997
<=50	483	0	18	16	29	546	0			
>50	50	7	6	5	1	69	1,340934465			
Sex								0,010025	0,962831	0,010412
Male	318	6	20	13	20	377	0,919191549			
Female	215	1	4	8	10	238	0,621369261			

E (Semua ( $\leq 50$ ))

$$\begin{aligned} &= ((-483/546) \cdot \log_2(483/546)) + ((-0/546) \cdot \log_2(0/546)) + \\ &((-18/546) \cdot \log_2(18/546)) + ((-16/546) \cdot \log_2(16/546)) + \\ &((-29/546) \cdot \log_2(29/546)) \\ &= 0 \end{aligned}$$

E (Semua ( $> 50$ ))

$$\begin{aligned} &= ((-50/69) \cdot \log_2(50/69)) + ((-7/69) \cdot \log_2(7/69)) + \\ &((-6/69) \cdot \log_2(6/546)) + ((-5/546) \cdot \log_2(5/69)) + ((-1/69) \cdot \log_2(1/69)) \\ &= 1,340934465 \end{aligned}$$

G (Semua (Age))

Nilai gain dengan rumus:

$$\begin{aligned} \text{gain} &= - \sum_{i=1}^p \left( \frac{n_i}{n} \right) \cdot IE(i) \quad (2) \\ &= (0,813962021) - ((546/615) \cdot 0) - ((69/615) \cdot 1,340934465) \\ &= 0,663516 \end{aligned}$$

Sinfo (Semua (Age))

Untuk menghitung gain ratio perlu diketahui suatu term baru yang disebut Split Information dengan rumus:

$$\begin{aligned} \text{SplitInformation} &= - \sum_{t=1}^c \frac{s_1}{s} \log_2 \frac{s_1}{s} \quad (3) \\ &= (-546/615) \cdot \log_2(546/615) + ((-69/615) \cdot \log_2(69/615)) \\ &= 0,506502 \end{aligned}$$

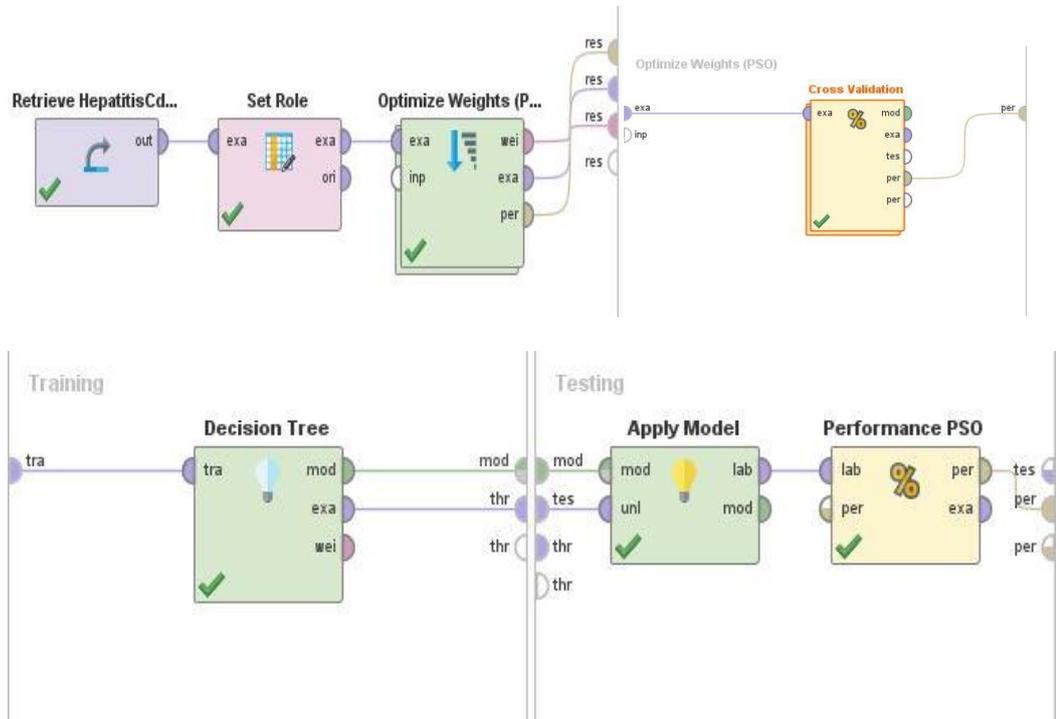
Gratio (Semua (Age))

Selanjutnya menghitung gain ratio

$$\begin{aligned} \text{Gainratio}(S, A) &= \frac{\text{Gain}(S, A)}{\text{SplitInformation}(S, A)} \quad (4) \\ &= 0,663516 / 0,506502 \\ &= 1,31 \end{aligned}$$

#### 4.2.2 Penelitian Menggunakan Algoritma *Decision Tree C4.5+PSO*

Penerapan data pada Rapid Miner digunakan untuk Klasifikasi Penyakit Hepatitis C menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5+PSO* ditunjukkan pada gambar dibawah ini :



Gambar 4.6 Model Rapidminer Menggunakan Seleksi Fitur

Data yang sudah disiapkan diimprot ke rapidminer untuk melakukan pengujian menggunakan *Cross Validation* untuk membagi data menjadi data training dan data testing karena data yang digunakan adalah *supervised* dan algoritma yang digunakan adalah algoritma *Decision Tree C4.5+PSO*. Hasil pengujian dapat kita lihat pada gambar dibawah ini :

accuracy: 87.49% +/- 1.95% (micro average: 87.48%)

	true 0=Blood Donor	true 0s=suspect Blood...	true 1=Hepatitis	true 2=Fibrosis	true 3=Cirrhosis	class precision
pred. 0=Blood Donor	532	6	18	19	30	87.93%
pred. 0s=suspect Bloo...	1	0	0	1	0	0.00%
pred. 1=Hepatitis	0	0	6	1	0	85.71%
pred. 2=Fibrosis	0	1	0	0	0	0.00%
pred. 3=Cirrhosis	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	99.81%	0.00%	25.00%	0.00%	0.00%	

Gambar 4.7 Confusion Matrix Menggunakan Seleksi Fitur

Gambar 4.7 adalah *confusion matrix* yang menunjukkan hasil eksperimen, didalam *confusion matrix* kita dapat melihat hasil *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Accuracy* yang dihasilkan sebesar 87,48% sebagai berikut :

Menghitung akurasi :

$$\begin{aligned} \text{Rumus : } \quad \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \\ &= \frac{532 + 6}{532 + 6 + 6 + 18 + 19 + 1 + 1 + 30 + 1 + 1} = \frac{538}{615} = 87,48\% \end{aligned}$$

Menghitung Precision, Rumus :  $\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$

$$\begin{aligned} P(0) &= \frac{532}{532 + 6 + 18 + 19 + 30} = \frac{532}{605} = 87,93\% \\ P(1) &= \frac{0}{0 + 0 + 1 + 0 + 1} = \frac{0}{2} = 0,00\% \\ P(2) &= \frac{6}{6 + 1 + 0 + 0 + 0} = \frac{6}{7} = 85,71\% \\ P(3) &= \frac{0}{0 + 0 + 0 + 1 + 0} = \frac{0}{1} = 0,00\% \\ P(4) &= \frac{0}{0 + 0 + 0 + 0 + 0} = \frac{0}{0} = 0,00\% \end{aligned}$$

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

$$\begin{aligned} R(0) &= \frac{532}{532 + 1 + 0 + 0 + 0} = \frac{532}{533} = 99,81\% \\ R(1) &= \frac{0}{0 + 6 + 0 + 1 + 0} = \frac{0}{7} = 0,00\% \\ R(2) &= \frac{6}{6 + 0 + 0 + 18 + 0} = \frac{6}{24} = 25,00\% \\ R(3) &= \frac{0}{0 + 0 + 19 + 1 + 1} = \frac{0}{22} = 0,00\% \\ R(3) &= \frac{0}{0 + 30 + 0 + 0 + 0} = \frac{0}{30} = 0,00\% \end{aligned}$$

Tabel 4.5 Hasil Akurasi *Decision Tree C4.5+PSO*

	<i>accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>
0=Blood Donor	87,48 %	87,93 %	99,81 %
0s=Suspect Blood Donor		0,00 %	0,00 %
1=Hepatitis		85,71 %	25,00 %
2=Fibrosis		0,00 %	0,00 %
3=Cirrhosis		0,00 %	0,00 %

Berikut ini adalah Tabel Attribute *Weigth Decision Tree C4.5+PSO*

Dari 12 atribut yang untuk proses perhitungan, kemudian selanjutnya diseleksi menjadi hanya 8 atribut yang digunakan dalam menentukan prediksi penyakit hepatitis C, atribut-atribut tersebut yaitu : (Age, Sex, ALT, BIL, CHOL, CREA, GGT, PROT). Adapun atribut yang terseleksi yaitu, (ALB, ALP, AST, CHE).

Tabel 4.6 Tabel Atribut yang digunakan sesudah *PSO*

No.	Atribut	Weigth
1.	<i>Age</i>	0,979
2.	<i>Sex</i>	1
3.	ALT	0,284
4.	BIL	0,883
5.	CHOL	1
6.	CREA	1
7.	GGT	0,977
8.	PROT	0,457

### 4.3 Perbandingan Pengujian Model Algoritma C4.5 dengan Algoritma C4.5 + PSO

Tabel.4.7 Perbandingan Pengujian Sebelum dan Sesudah Optimasi

Algoritma	Accuracy	Recall	Precision	Prediksi	
C.45	87,15%	99.62%	87,91%	553	0=Blood Donor
		0,00%	0,00%	7	0s=suspect Blood Donor
		20,83%	83,33%	24	1=Hepatitis
		0,00%	0,00%	21	2=Fibrosis
		0,00%	0,00%	30	3=Cirrhosis
C.45 + PSO	87,48 %	87,93%	99.81%	553	0=Blood Donor
		0,00%	0,00%	7	0s=suspect Blood Donor
		85,71%	25.00%	24	1=Hepatitis
		0,00%	0,00%	21	2=Fibrosis
		0,00%	0,00%	30	3=Cirrhosis

Dari tabel 4.0 dapat diketahui perbandingan eksperimen yang telah dilakukan baik hasil akurasi, recall, dan presisi hasil prediksi. Dari tabel diatas dapat diketahui eksperimen yang menggunakan optimasi dengan PSO menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dengan peningkatan 0,33% akurasi dari eksperimen yang tidak menggunakan PSO. PSO menyeleksi atribut-atribut data dengan pembobotan nilai atribut dari 12 atribut yang diuji data terseleksi 4 atribut yang akan dilanjutkan proses prediksi menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 sehingga penyeleksian atribut tersebut membantu dalam meningkatkan hasil prediksi.

### 4.4 Evaluasi

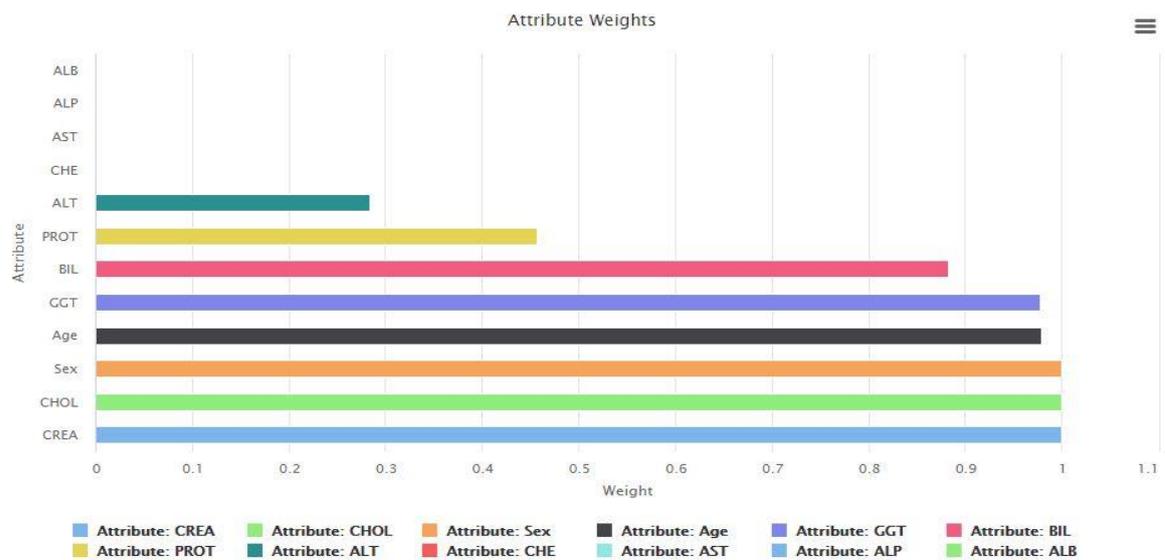
Pemodelan yang telah dilakukan berhasil menghasilkan akurasi yang tinggi. Penggunaan seleksi fitur Particle Swarm Optimization (PSO) berhasil meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit hepatitis C.

Berdasarkan model proses yang telah berhasil dilakukan, maka diperoleh data seleksi pembobotan atribut sebagai berikut:

attribute	wei... ↑
ALB	0
ALP	0
AST	0
CHE	0
ALT	0.284
PROT	0.457
BIL	0.883
GGT	0.977
Age	0.979
Sex	1
CHOL	1
CREA	1

Gambar 4.8 Attribute Weight Hasil Akurasi C.45 + PSO

Dari keterangan tabel diatas bahwa setiap atribut mempunyai pembobotan masing masing untuk digunakan sebagai model klasifikasi prediksi penyakit hepatitis C dengan menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5 + PSO*. Dari pembobotan atribut diatas maka dapat dilihat juga visualisasi grafik perbandingan antar atribut seperti gambar dibawah ini.



Gambar 4.9 Weight Visual Hasil Akurasi *Decision Tree C.45 + PSO*

Dari gambar diatas dapat dilihat hasil pembobotan atribut-atribut, terdapat 4 atribut yang memiliki nilai 0 yang artinya atribut tersebut otomatis terseleksi dan tidak perlu digunakan karena tidak memiliki pengaruh dalam proses. Dari 12 atribut yang untuk proses perhitungan, kemudian selanjutnya diseleksi menjadi hanya 8 atribut yang digunakan dalam menentukan prediksi penyakit hepatitis C, atribut-atribut tersebut yaitu : (Age, Sex, ALT, BIL, CHOL, CREA, GGT, PROT). Adapun atribut yang terseleksi yaitu, (ALB, ALP, AST, CHE). Berdasarkan hasil diatas diketahui bahwa pemilihan seleksi fitur yang tepat dapat meningkatkan akurasi yang tinggi, seleksi fitur yang digunakan menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) dan Algoritma Decision Tree C4.5.

Pada hasil uji coba terdapat kenaikan akurasi pada metode dengan menerapkan PSO dan Decision Tree C4.5 sehingga pada penelitian ini dapat dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Perbandingan akurasi dari penelitian sebelumnya dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 4. 8 Perbandingan Akurasi Dengan Penelitian Sebelumnya

Penelitian	Algoritma	Akurasi	Peningkatan Akurasi
Penelitian Sebelumnya, Lis Saumi Ramdhan 2016	C4.5	79,33%	5,67 %
	C4.5 + PSO	85,00%	
Penelitian saat ini	C4.5	87,15%	0,33 %
	C4.5 + PSO	87,48%	

Dari tabel diatas bahwa terjadi peningkatan nilai akurasi pada penelitian saat ini, analisis dari peningkatan nilai akurasi ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yaitu dari pengolahan data penelitian sehingga record data yang siap dimasukkan berbeda sehingga mempengaruhi nilai akurasi dimana akurasi penelitian sebelumnya oleh (Lis Saumi Ramdhan, 2016) yaitu 79,33% dengan C4.5 dan 85,00% dengan PSO mengalami peningkatan sebesar 5,67% sedangkan penelitian yang dilakukan saat ini didapatkan akurasi sebesar 87,15% dengan C4.5 dan 87,48% dengan PSO mengalami peningkatan sebesar 0,33%