

## **Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Mengklasifikasi Hasil Produksi Kunir Putih (Studi Kasus CV Windra Mekar)**

Applying Algorithm C4.5 For Classificating Products Of White Turmeric Production (Case Study CV Windra Mekar)

**Jumiyati<sup>1</sup>, Putri Taqwa Prasetyaningrum<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Jl. Wates Km. 10 Yogyakarta 55753, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>jumiati233@gmail.com, <sup>2</sup>putri@mercubuana-yogya.ac.id

### **ABSTRAK**

CV Windra Mekar merupakan industri pengolahan obat tradisional yang berlokasi di Bantul, Yogyakarta dirintis pada tahun 2002. Dari masa ke masa yang membuat CV Windra Mekar semakin berjaya dan permintaan produk kunir putih yang semakin melonjak membuat produksi kunir putih juga harus dapat memenuhi target pasar demi menjaga kepercayaan dan kepuasan konsumen. Faktor – faktor yang mempengaruhi jumlah produksi sangat penting untuk melihat apakah jumlah produksi yang dihasilkan dapat memenuhi kebutuhan pasar atau tidak. Dalam hal ini, penerapan *data mining* menjadi solusi dalam menganalisa hal tersebut. Algoritma C4.5 merupakan salah satu metode *data mining* yang mampu untuk memprediksi jumlah produksi kunir putih. Algoritma C4.5 disebut juga dengan pohon keputusan (*decision tree*). Konsep dari pohon keputusan ini adalah dengan mengumpulkan data selanjutnya dibuatkan *decision tree* yang kemudian akan dihasilkan *rule-rule* solusi permasalahan. Dari hasil penelitian faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah produksi kunir putih adalah jumlah bahan dasar, SDM (Sumber Daya Manusia), dan jumlah permintaan konsumen. Pengujian menggunakan *Framework Rapid Miner* diperoleh hasil dengan nilai akurasi sebesar 65.87%.

**Kata kunci:** *Algoritma C4.5; Data Mining; Decision Tree; Faktor – faktor Produksi*

### **ABSTRACT**

CV Windra Mekar is a traditional medicine processing industry located in Bantul, Yogyakarta pioneered in 2002. From time to time make CV Windra Mekar more victorious and demand for white turmeric products which is soaring to make turmeric production must also be able to meet the target market in order to maintain consumer confidence and satisfaction. Factors that influence the amount of production are very important to see whether the amount of production produced can meet market needs or not. In this case, the application of data mining becomes a solution in analyzing that matter. C4.5 algorithm is a data mining method able to predict the amount of white turmeric production. C4.5 algorithm is called also with a decision tree. The concept of this decision tree is to collect data then made a decision tree Then the rules of the problem solution will be produced. From the results of the study the factors that influence the amount of turmeric production is the amount basic ingredients, human resources, and the amount of consumer demand. Testing using *Framework Rapid Miner* results are obtained with an accuracy value of 65.87%.

**Keywords:** *C4.5 Algorithm; Data Mining; Decision Tree; Production Factors*

## 1. PENDAHULUAN

CV Windra Mekar merupakan industri pengolahan obat tradisional yang berlokasi di Bantul, Yogyakarta. Industri ini dipimpin oleh Prof. Dr. Ir. Hj. Dwiwati Pujimulyani, M.P. yaitu seorang guru besar ilmu pangan pertama di Universitas Mercu Buana Yogyakarta (Windra Mekar, 2019). Produk unggulan CV Windra Mekar yaitu kapsul herbal kunir putih yang merupakan implementasi dari hasil penelitian Prof. Dwiwati dari tahun 2002. Kunir (Kunyit) Putih atau curcuma mangga val atau curcuma DP, merupakan jenis tanaman rempah yang hampir semua bagiannya dapat digunakan sebagai obat. Kunir Putih yang memiliki banyak manfaat membuat Prof Dwiwati melakukan penelitian kunir putih kemudian mengembangkannya sebagai obat herbal. Sebagai pelaku usaha harus menentukan bagaimana cara agar usaha yang dirintis harus tetap berjalan dan menjaga kepercayaan konsumen, salah satunya adalah memenuhi kebutuhan pasar yang semakin melonjak. Produksi kunir putih yang awalnya 50 botol menjadi 500 botol sehari. Dengan permintaan pasar yang semakin tinggi sehingga sulit untuk memperkirakan apakah hasil produksi telah bisa dibidang cukup atau belum, maka diperlukan sebuah data mining dengan Algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan jumlah hasil produksi.

Berdasarkan pembahasan di atas, peneliti bermaksud untuk melakukan analisis algoritma C4.5 dalam mengklasifikasi hasil produksi kunir putih sehingga dengan hasil tersebut akan terlihat apakah hasil produksi kunir putih telah memenuhi kebutuhan pasar atau belum.

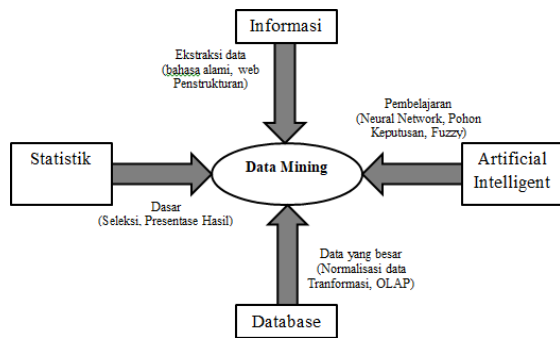
## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam penelitian sebelumnya oleh (Pambudi et al., 2018), melakukan penelitian lanjutan dari Paulo Cortez dan Alice Silva (2008) dengan 3 metode data mining yang digunakan untuk memprediksi kemampuan siswa dengan nilai akurasi yang berbeda, yaitu *Naïve Predictor* (60.5%-78.5%), *Decision tree* (62.9%-76.1%), *Random Forest* (33.5%- 36.7%). Data penelitian yang digunakan merupakan kemampuan siswa dari sekolah menengah atas di Portugal yang diambil dari situs ICS UCI education yang memiliki dataset 13 atribut.

(Sugara et al., 2018), dalam penelitiannya menggunakan metode pengumpulan data seperti observasi, wawancara, studi pustaka, dan kuesioner. Kesimpulan dari penelitian ini adalah pengujian dengan metode *cross validation* pada aplikasi rapidminer dapat diperoleh hasil nilai akurasi sebesar 72%.

### 2.1 Data Mining

*Data mining* bukanlah suatu bidang yang sama sekali baru. Salah satu kesulitan untuk mendefinisikan *data mining* adalah kenyataan bahwa data mining mewarisi banyak aspek dan teknik dari bidang-bidang ilmu yang dulu sudah mapan terlebih dulu. Gambar 2.1 menunjukkan bahwa data mining memiliki akar yang panjang dari bidang ilmu yang berbeda seperti kecerdasan buatan (*artificial intelligent*), *machine learning*, statistik, *database*, dan juga *information retrieval* (Mukhammad Yunan Helmy, Drs. Kushartantya M.Ikomp, Nurdin Bahtiar S.Si., 2013).



Gambar 1. Bidang Ilmu Data Mining

## 2.2 Pohon Keputusan (*Decision Tree*)

*Decision tree* adalah teknik model prediksi yang dapat digunakan untuk klasifikasi dan prediksi tugas. *Decision tree* menggunakan teknik “membagi dan menaklukkan” untuk membagi ruang pencarian masalah menjadi himpunan masalah. Proses pada *decision tree* adalah mengubah bentuk data tabel menjadi sebuah model *tree*. Model *tree* akan menghasilkan *rule* dan disederhanakan (Azwanti, 2018). Data dalam *decision tree* biasanya dinyatakan dalam bentuk tabel dengan atribut dan *record*. Atribut menyatakan suatu parameter yang dibuat sebagai kriteria dalam pembentukan *tree*.

## 2.3 Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau pengelompokan pada *dataset*. Dasar dari algoritma C4.5 adalah pembentukan pohon keputusan (*Decision Tree*). Cabang-cabang dari pohon keputusan merupakan pertanyaan klasifikasi sedangkan untuk daun - daunnya merupakan kelas-kelas atau kelompoknya (Rismayanti, 2018). Karena tujuan dari algoritma C4.5 untuk melakukan klasifikasi, sehingga hasil dari pengolahan *dataset* berupa pengelompokan data ke dalam kelas-kelas tertentu.

## 2.4 Framework RapidMiner

Menurut (Doavers, 2020) RapidMiner merupakan perangkat lunak

yang bersifat terbuka (*open source*). RapidMiner dapat melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi. RapidMiner menggunakan berbagai teknik deskriptif dan prediksi dalam memberikan wawasan kepada pengguna sehingga dapat membuat keputusan yang paling baik. RapidMiner sebelumnya bernama YALE (*Yet Another Learning Environment*), dimana versi awalnya mulai dikembangkan pada tahun 2001 oleh Ralf Klinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer di *Artificial Intelligence Unit* dari *University of Dortmund*. RapidMiner didistribusikan di bawah lisensi AGPL (*GNU Affero General Public License*) versi 3.

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

(Khasanah, 2017) Dalam penelitian penulis menggunakan model standarisasi data mining yaitu CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri 6 tahapan, dengan langkah-langkah sebagai berikut.

### 1) Pemahaman Bisnis (*Business Understanding*)

Pada fase ini bertujuan untuk merancang model data mining yang dapat digunakan untuk melihat faktor apa saja yang dapat mengklasifikasi hasil produksi Kunir Putih dengan data berupa Jumlah Panen Kunir Putih Pribadi, Pemasok dari Kelompok Tani, Kualitas Kunir Putih, Tingkat Keterampilan Tenaga Kerja, Jumlah Tenaga Kerja, Daya Beli Konsumen, Tingkat Kepercayaan Konsumen terhadap Produk, dan Tepat Tidaknya Sasaran Iklan Produk. Hasil klasifikasi ini diharapkan dapat dijadikan pertimbangan untuk CV Windra Mekar dalam memproduksi Kunir Putih.

### 2) Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sumber data yang diperoleh dari CV Windra Mekar. Data yang dikumpulkan yaitu data faktor yang

mempengaruhi jumlah produksi kunir putih.

Tabel 1. Contoh Dataset Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Produksi Kunir Putih

No.	Kode							Jumlah Produksi	
	Jumlah Bahan Dasar			SDM		Jumlah Permintaan			
	BD.1	BD.2	BD.3	SDM.1	SDM.2	P.1	P.2	P.3	
1	Banyak	Banyak	Baik	Tinggi	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tepat	Banyak
2	Banyak	Banyak	Baik	Tinggi	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tidak	Banyak
3	Banyak	Banyak	Baik	Tinggi	Banyak	Rendah	Tinggi	Tidak	Banyak
4	Banyak	Banyak	Baik	Tinggi	Sedikit	Tinggi	Tinggi	Tidak	Banyak
5	Banyak	Banyak	Baik	Tinggi	Sedikit	Rendah	Tinggi	Tepat	Banyak
6	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tepat	Banyak
7	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tidak	Banyak
8	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Banyak	Rendah	Tinggi	Tepat	Banyak
9	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Banyak	Rendah	Tinggi	Tidak	Banyak
10	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Sedikit	Tinggi	Tinggi	Tidak	Cukup
11	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Sedikit	Rendah	Tinggi	Tepat	Cukup
12	Banyak	Banyak	Baik	Rendah	Sedikit	Rendah	Tinggi	Tidak	Cukup
13	Banyak	Banyak	Kurang Baik	Tinggi	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tepat	Banyak
14	Banyak	Banyak	Kurang Baik	Tinggi	Banyak	Tinggi	Tinggi	Tidak	Banyak
15	Banyak	Banyak	Kurang Baik	Tinggi	Banyak	Rendah	Tinggi	Tepat	Banyak

Tabel 2. Penjelasan Variabel

Variabel	Keterangan
No	No Urut
Jumlah Bahan Dasar	Faktor yang mempengaruhi jumlah produksi kunir putih
BD.1	Jumlah bahan dasar dari hasil panen sendiri
BD.2	Jumlah bahan dasar dari hasil kelompok tani
BD.3	Kualitas bahan dasar
SDM (Sumber Daya Manusia)	Faktor yang mempengaruhi jumlah produksi kunir putih
SDM.1	Tingkat keterampilan tenaga kerja
SDM.2	Jumlah tenaga kerja
Jumlah Permintaan	Faktor yang mempengaruhi jumlah produksi kunir putih
P.1	Daya beli konsumen
P.2	Tingkat kepercayaan konsumen terhadap produk
P.3	Tepat tidaknya sasaran iklan produk
Jumlah Produksi	Penentu jumlah produksi kunir putih

- 3) Pengolahan Data (*Data Preparation*)  
 Beberapa teknik yang dapat dilakukan untuk mendapatkan *dataset* yang berkualitas tinggi untuk digunakan dalam analisis *data mining*.

Tabel 3. Kategori Atribut

No	Atribut	Kategori
1	BD.1	Banyak
		Sedikit
2	BD.2	Banyak
		Sedikit
3	BD.3	Baik
		Kurang Baik
4	SDM.1	Tinggi
		Rendah
5	SDM.2	Banyak
		Sedikit
6	P.1	Tinggi
		Rendah
7	P.2	Tinggi
		Rendah
8	P.3	Tepat
		Tidak

- 4) Pemodelan (*Modelling*)  
 Metode yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Algoritma C4.5 untuk melakukan pengukuran akurasi dalam penelitian ini akan menggunakan *tools* RapidMiner.

- 5) Evaluasi (*Evaluation*)

Dalam tahapan ini akan dilakukan validasi serta pengukuran keakuratan hasil yang dicapai oleh model menggunakan *framework* RapidMiner.

- 6) Penyebaran (*Deployment*)

Pada tahap ini, pengetahuan atau informasi yang telah diperoleh akan dipresentasikan dalam bentuk laporan sehingga dapat diketahui atau dibaca oleh masyarakat umum.

#### 4. PEMBAHASAN

- 1) Perhitungan *Entropy* dan *Gain* Akar

Dalam pembentukan sebuah pohon keputusan atau *decision tree* diperlukan perhitungan *entropy* dan *gain* dimana *gain* yang paling tertinggi akan menjadi *root node*. Perhitungan *entropy* ini menggunakan persamaan sebagai berikut :

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

Keterangan:

S = Himpunan kasus

n = Jumlah partisi S

pi = Proporsi Si terhadap S

Sementara itu, perhitungan nilai *gain* menggunakan persamaan sebagai berikut :

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

Keterangan:

S = Himpunan kasus

A = Fitur

n = Jumlah partisi atribut A

|Si| = Proporsi Si terhadap S

|S| = jumlah kasus dalam S

Penghitungan *entropy* dilakukan untuk masing – masing kategori atribut. Berikut Salah satu contoh penghitungan *entropy* dengan:

Total data : 210

Jumlah produksi Banyak : 66

Jumlah produksi Cukup : 97

Jumlah produksi Kurang : 47

Maka,



$$Entropy (Total) = \left(-\frac{66}{210} \times \log_2 \left(\frac{66}{210}\right)\right) + \left(-\frac{97}{210} \times \log_2 \left(\frac{97}{210}\right)\right) + \left(-\frac{47}{210} \times \log_2 \left(\frac{47}{210}\right)\right) = 1,52288$$

Setelah didapatkan hasil *entropy* dari setiap kategori atribut, maka langkah selanjutnya melakukan penghitungan nilai *gain* dari masing – masing atribut. Berikut contoh penghitungan *gain* pada atribut BD.1 (jumlah panen sendiri) dengan:

*Entropy* Total : 1,52288

*Entropy* BD.1jml produksi banyak : 1,25545

*Entropy* BD.1jml produksi sedikit : 1,51126

$$Gain (Total, BD. 1) = Entropy(Total) - \sum_{i=1}^n \frac{|BD.1|}{|Total|} \times Entropy(BD. 1)$$

$$Gain (Total, BD. 1) = 1,52288 - \left(\frac{105}{210} \times 1,25545\right) + \left(\frac{105}{210} \times 1,51126\right) = 1,65078$$

## 2) Pemilihan Atribut Sebagai Akar

Dari perhitungan tersebut diringkas secara rinci didalam hasil tabel 4.2 *Node* 1 berikut:

Tabel 4. Hasil Perhitungan Gain dan Entropy pada Node 1

Node	(S) Jml Kasus	(S1) Banyak	(S2) Cukup	(S3) Kurang	Entropy	Gain
1 Total	210	66	97	47	1.52288	
BD.1 (Jumlah Panen Sendiri)						
Banyak	105	46	53	6	1.25545	1.65078
Sedikit	105	20	44	41	1.51126	
BD.2 (Jumlah dari Kelompok Tani)						
Banyak	110	51	47	12	1.38701	1.48237
Sedikit	100	15	50	35	1.44065	
BD.3 (Kualitas Kunir Putih)						
Baik	103	40	49	14	1.43115	1.60466
Kurang Baik	107	26	48	33	1.53815	
SDM.1 (Tingkat Keterampilan Tenaga Kerja)						
Tinggi	105	45	44	16	1.46331	1.53216
Rendah	105	21	53	31	1.48188	
SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja)						
Banyak	106	43	48	15	1.4448	1.54447
Sedikit	104	23	49	32	1.51618	
P.1 (Daya Beli Komunitas)						
Tinggi	106	19	50	37	1.48591	1.44663
Rendah	104	47	10	47	1.36053	
P.2 (Tingkat Kepuasan Komunitas)						
Tinggi	106	29	50	27	1.5255	1.49854
Rendah	104	37	47	20	1.50569	
P.3 (Tepat Tidaknya Sasaran Rata Produksi)						
Tepat	101	23	53	25	1.47288	1.60535
Tidak	109	43	44	22	1.52367	

Dari hasil perhitungan nilai *entropy* dan nilai *gain* yang terdapat pada tabel diatas terlihat bahwa atribut BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) mempunyai nilai *gain* paling tinggi yaitu 1.65078. Oleh karena itu BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) akan menjadi akar (node pertama) dari pohon keputusan yang terbentuk. Setelah didapatkan nilai *gain* yang tertinggi maka selanjutnya dihitung dengan cara yang sama dengan

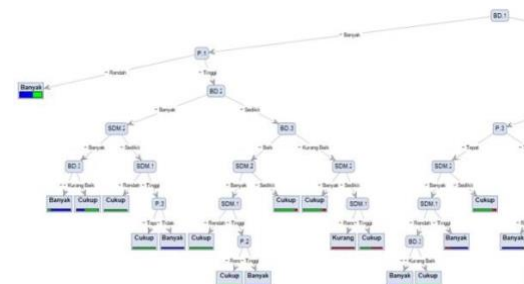
menggunakan persamaan *entropy* untuk mendapatkan nilai *entropy* dan persamaan *gain* untuk mendapatkan nilai *gain*. Setelah dilakukan hasil perhitungan nilai *entropy* dan nilai *gain*, akan menjadi akar (node 1.1) seperti tabel 5 berikut ini.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Gain dan Entropy pada Node 1.1

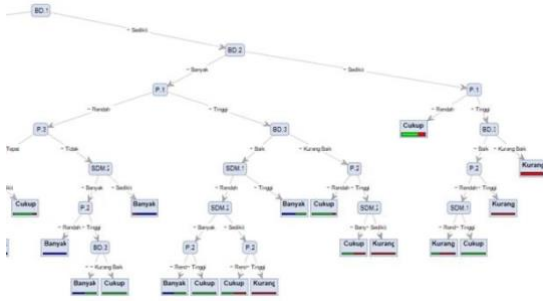
Node	(S) Jml Kasus	(S1) Banyak	(S2) Cukup	(S3) Kurang	Entropy	Gain
1.1 BD.1 (Jumlah Panen Sendiri)	105	46	53	6	1.25545	
BD.2 (Jumlah dari Kelompok Tani)						
Banyak	53	31	22	0	0	1.91002
Sedikit	52	15	31	6	1.32172	
BD.3 (Kualitas Kunir Putih)						
Baik	51	26	24	1	1.11849	1.39632
Kurang Baik	54	20	29	5	1.33026	
SDM.1 (Tingkat Keterampilan Tenaga Kerja)						
Tinggi	52	31	19	2	1.15639	1.29231
Rendah	53	15	34	4	1.2076	
SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja)						
Banyak	55	31	23	1	1.09732	1.29755
Sedikit	50	15	30	5	1.29546	
P.1 (Daya Beli Komunitas)						
Tinggi	52	14	32	6	1.30019	0.61155
Rendah	53	32	21	0	0	
P.2 (Tingkat Kepuasan Komunitas)						
Tinggi	53	21	28	4	1.29689	1.1935
Rendah	52	25	25	2	1.19673	
P.3 (Tepat Tidaknya Sasaran Rata Produksi)						
Tepat	51	17	30	4	1.26667	1.24822
Tidak	54	29	23	2	1.18223	

## 3) Analisa Decision Tree Menggunakan Framework RapidMiner

Implementasi dilakukan menggunakan salah satu *software Data Mining* yaitu Rapid Miner . Semua atribut indikator input dan atribut tujuan disimpan dalam format *xlsx*, kemudian di *import* ke *software* Rapid Miner dan menghasilkan *decision tree* sebagai berikut:



Gambar 2. Decision Tree 1 (bagian kiri)



Gambar 3. Decision Tree 2 (bagian kanan)

Dari pohon keputusan yang terbentuk pada gambar 2 dan 3 diperoleh 34 rule model yang dihasilkan. Berikut beberapa contoh rule model :

BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Rendah → Banyak

BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Sedikit, BD.3 (Kualitas Bahan Baku) = Baik, SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja) = Banyak, SDM.1 (Keterampilan Tenaga Kerja) = Rendah → Cukup

BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Sedikit, BD.3 (Kualitas Bahan Baku) = Baik, SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja) = Banyak, SDM.1 (Keterampilan Tenaga Kerja) = Tinggi, P.2 (Tingkat kepercayaan konsumen terhadap produk) = Tinggi → Banyak

#### 4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa :

- 1) Hasil produksi dapat diklasifikasi dengan memanfaatkan teknik data mining menggunakan metode algoritma C4.5 untuk hasil produksi kunir putih berdasarkan faktor – faktor yang mempengaruhinya. Setelah dilakukan pengujian pada aplikasi rapidminer

BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Sedikit, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.3 (Kualitas Bahan Baku) = Kurang Baik, P.2 (Tingkat kepercayaan konsumen terhadap produk) = Tinggi, SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja) = Sedikit → Kurang

BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Sedikit, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Sedikit, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.3 (Kualitas Bahan Baku) = Kurang Baik → Kurang

#### 4) Hasil pengujian dengan RapidMiner

accuracy: 65.87%				
	true Banyak	true Cukup	true Kurang	class precision
pred: Banyak	34	27	2	53.97%
pred: Cukup	4	27	4	77.14%
pred: Kurang	2	4	22	78.57%
class recall	85.00%	46.55%	78.57%	

Gambar 4. Nilai Akurasi Perhitungan pada Rapid Miner

Dari gambar diatas dijelaskan bahwa jumlah hasil produksi kunir putih yang dapat dikatakan banyak menghasilkan class recall sebesar 85.00% dan class precision sebesar 53.97%, sedangkan jumlah hasil produksi kunir putih yang dapat dikatakan cukup menghasilkan class recall sebesar 46.55% dan class precision sebesar 77.14% serta jumlah hasil produksi kunir putih yang dapat dikatakan kurang menghasilkan class recall sebesar 78.57% dan class precision sebesar 78.57% dan nilai akurasi dari perhitungan algoritma C4.5 tersebut diatas adalah sebesar 65.87%.

dapat diperoleh hasil dengan nilai akurasi sebesar 65.87%. Dengan hasil yang didapat maka dapat disimpulkan bahwa penggunaan Algoritma C4.5 dapat membantu CV Windra Mekar untuk melihat hasil produksi kunir putih mampu memenuhi kebutuhan pasar.

- 2) Dari hasil model decision tree yang terbentuk maka dapat disimpulkan bahwa faktor yang paling berpengaruh dalam pengklasifikasian hasil produksi

kunir putih dengan jumlah banyak adalah *rule* dengan:

- a. BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Banyak, SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja) = Sedikit, SDM.1 (Keterampilan Tenaga Kerja) = Tinggi, P.3 (Tepat Tidaknya Sasaran Iklan Produk) = Tidak
- b. BD.1 (Jumlah Panen Sendiri) = Banyak, P.1 (Daya Beli Konsumen) = Tinggi, BD.2 (Jumlah Panen dari Kelompok Tani) = Sedikit, BD.3 (Kualitas Bahan Baku) = Baik, SDM.2 (Jumlah Tenaga Kerja) = Banyak, SDM.1 (Keterampilan Tenaga Kerja) = Tinggi, P.2 (Tingkat kepercayaan konsumen terhadap produk) = Tinggi

Adapun saran yang diberikan untuk meningkatkan kinerja dan menyempurnakan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

- 1) Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menggunakan dan membandingkan dengan algoritma klasifikasi lain seperti ID3, Naïve Bayes, atau KNN untuk mendapatkan nilai akurasi yang tertinggi.
- 2) Pengembangan bias dengan teknologi yang lain seperti Python dan lain – lain.

## 5. UCAPAN TERIMAKASIH

Alhamdulillah, puji syukur peneliti kepada Allah SWT karena nikmat iman, Islam serta ilmu sehingga memberikan kemudahan atas segala urusan, kemudian terima kasih kepada seluruh anggota tim penelitian dan semua pihak yang telah membantu terlaksananya penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

Azwanti, N. (2018). Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Mahasiswa Yang Mengulang Mata Kuliah (Studi Kasus Di Amik Labuhan Batu). *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan*

*Ilmu Komputer*, 9(1), 11–22. <https://doi.org/10.24176/simet.v9i1.1627>

Doavers. (2020). *RapidMiner : Mengenal Aplikasi Data Mining Terkemuka di Dunia*. <https://www.doavers.com/blog/rapid-miner-mengenal-aplikasi-data-mining-terkemuka-di-dunia>

Khasanah, S. N. (2017). Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Penentuan Kelayakan Kredit. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, 14(1), 9–14.

Mukhammad Yunan Helmy, Drs. Kushartantya M.Ikomp, Nurdin Bahtiar S.Si., M. T. (2013). *Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Kelayakan Permintaan Pinjaman Nasabah Di Lembaga Keuangan*. 2(1), 267–274. <https://media.neliti.com/media/publications/90063-ID-implementasi-data-mining-untuk-mempredik.pdf>

Pambudi, R. H., Setiawan, B. D., & Indriati. (2018). Penerapan Algoritma C4 . 5 Untuk Memprediksi Nilai Kelulusan Siswa Sekolah Menengah Berdasarkan Faktor Eksternal. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(7), 2637–2643. <http://j-ptiik.ub.ac.id5>

Rismayanti. (2018). Decision Tree Penentuan Masa Studi Mahasiswa Prodi Teknik Informatika (Studi Kasus : Fakultas Teknik dan Komputer Universitas Harapan Medan). *Query*, 5341(April), 16–24.

Sugara, B., Widyatmoko, D., Prakoso, B. S., & Saputro, D. M. (2018). Penerapan Algoritma C4.5 untuk Deteksi Dini Autisme Pada Anak. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (SENTIKA)*, 2018(Sentika), 87–96.

Windra Mekar. (2019). *Profil Perusahaan*.  
<https://windramekar.com/profil->

perusahaan/