



Klasifikasi Kerusakan Barang Dengan Menggunakan Komparasi Algoritma C4.5 Dan Naive Bayes

Ikhsan Romli ¹, M Edi Kurniawan ²

¹Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Pelita Bangsa, Bekasi, Indonesia

²Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Pelita Bangsa, Bekasi, Indonesia

Email: ¹ikhsan.romli@pelitabangsa.ac.id, ²edi@gmail.com

Informasi Artikel

Diterima : 23-05-2022

Disetujui : 03-06-2022

Diterbitkan : 05-06-2022

Process control is needed to prevent goods from being damaged both in the production and delivery processes. Therefore, in this study, a classification of conditions was carried out whether the goods that experienced the incident could still be used or not. This study uses a classification model with the C4.5 and Naïve Bayes algorithms, by evaluating using the confusion matrix method, the best accuracy in the C4.5 algorithm is 73.9% recall 72.9% and 88% precision, with these results it can be said that algorithm C 4.5 is good to be implemented in this decision support system model.

Keyword: Comparison, Data mining, Naïve Bayes, C4.5, Damage of Goods

ABSTRAK

Proses pengendalian diperlukan untuk mencegah barang mengalami kerusakan baik dalam proses produksi maupun pengiriman. Oleh karena itu dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi kondisi apakah barang yang mengalami insiden masih dapat digunakan atau tidak. Penelitian ini menggunakan model klasifikasi dengan algoritma C4.5 dan Naïve Bayes, dengan melakukan evaluasi menggunakan metode confusion matrix diperoleh akurasi terbaik pada algoritma C4.5 sebesar 73,9% recall 72,9% dan presisi 88%, dengan hasil tersebut dapat dikatakan bahwa algoritma C 4.5 baik untuk diimplementasikan pada model sistem pendukung keputusan ini.

Kata Kunci: Komparasi, Data mining, Naïve Bayes, C4.5, Kerusakan barang.

ABSTRACT

1. PENDAHULUAN

Industri makanan dan minuman (mamin) terus mengalami pertumbuhan. Hal tersebut dapat dibuktikan dengan capaian ekspor sektor yang menjadi prioritas dalam peta jalan *Making Indonesia 4.0* tersebut, yang menyentuh angka USD 20 miliar hingga September 2019. Sektor mamin juga berkontribusi lebih dari sepertiga (36,49 persen) dari total Produk Domestik Bruto (PDB) industri pengolahan non-migas hingga triwulan III tahun 2019. Sekretaris Jenderal (Sekjen) Kementerian Perindustrian (Kemenperin), Achmad Sigit Dwiwahjono mengatakan bahwa “Bila melihat data, ekspor industri mamin saat ini cukup besar, dan eksportnya juga nomor satu. Angka ekspor mamin hingga September 2019 hampir mencapai USD 20 miliar,” industri makanan dan minuman menjadi salah satu prioritas dalam *Making Indonesia 4.0* karena secara terus-menerus selalu tumbuh di atas pertumbuhan ekonomi, seperti pada triwulan III Tahun 2019 yang mencapai 7,72 persen, sementara ekonomi tumbuh 5,04 persen (Embu, 2020).

Dalam memenuhi kebutuhan pasar yang terus meningkat, kualitas barang dan ketersediaan stok merupakan komponen penting dalam memuaskan pelanggan. Salah satu hal yang dapat mengurangi kualitas barang dan ketersediaan stok adalah tingginya tingkat kerusakan saat proses pengiriman barang serta lamanya proses justifikasi dari bagian QA (*Quality Assurance*) untuk menentukan barang tersebut apakah masih layak di kirim atau tidak. Untuk menjaga kualitas barang dan ketersediaan stock maka diperlukan tindakan pencegahan untuk mengurangi tingkat kerusakan yang ditimbulkan akibat tingginya mobilitas barang saat proses pengiriman. Aspek yang perlu diperhatikan disini adalah pencegahan pada saat proses handling barang saat berada di gudang penyimpanan, alat yang digunakan dan kesadaran dari setiap karyawan tentang kualitas barang yang akan dikirim. Karena setiap konsumen akan mengharapkan produk yang berkualitas dengan kondisi yang baik.

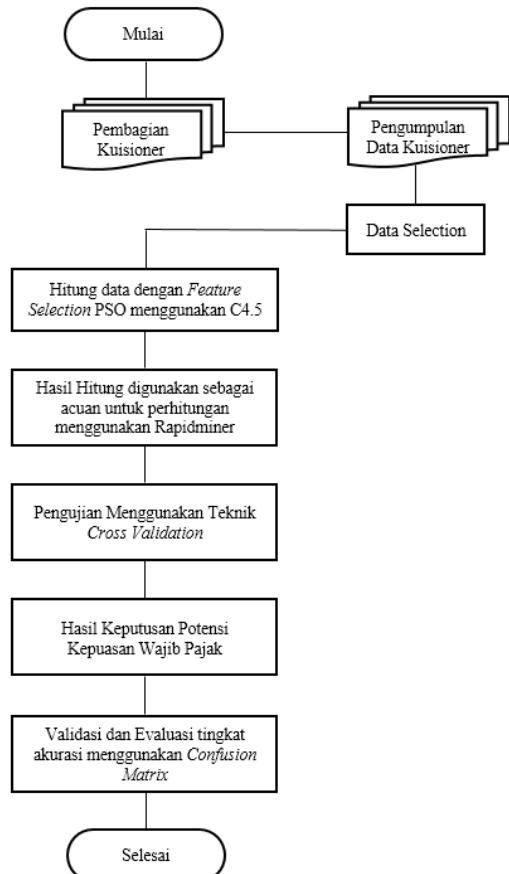
Berdasarkan lamanya proses jusifikasi QA peneliti berencana untuk membangun model dan analis untuk membantu justifikasi QA, akan tetapi peneliti masih perlu memperhitungkan algoritma yang akan digunakan. Menurut Firman Tempola, Miftah Muhammad dalam jurnalnya menyebutkan bahwa algoritma Naïve Bayes mendapat akurasi yang lebih baik di bandingkan KNN (Tempola, et al., 2018). Menurut Amirul Mukminin, Dwiza Riana dalam jurnalnya yang berjudul “Komparasi Algoritma C4.5, Naïve Bayes Dan Neural Network Untuk Klasifikasi Tanah” menyebutkan bahwa algoritma C.4.5 mendapatkan hasil akurasi yang paling tinggi (Mukminin & Riana, 2017). Pada tahun 2014, suatu penelitian yang memprediksi loyalitas pelanggan jasa telekomunikasi dengan menggunakan metode C4.5. Metode C4.5 yang diterapkan dalam penelitian ini untuk menghitung probabilitas terbesar pada variabel independen yang telah ditentukan seperti; pelayanan, promosi, citra perusahaan, dan kepercayaan sedangkan variabel dependen dalam klasifikasi ini adalah puas atau tidaknya pelanggan telekomunikasi. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa diperoleh akurasi mencapai 97.5%, yang menunjukkan bahwa algoritma C4.5 cocok digunakan untuk mengukur tingkat loyalitas pelanggan data seluler (Santoso, 2014).

Pada tahun 2017, ada suatu penelitian yang mengklasifikasikan data rekam medis berdasarkan *International Classification Diseases* (ICD-10). menggunakan atribut kode penyakit internasional sebagai atribut label tujuan sebanyak 21 kelompok penyakit internasional, yaitu: A00-B99 sampai dengan Z00-Z99. Penelitian ini menghasilkan pohon keputusan dari 21 berupa value atribut tujuan kode penyakit, algoritma C4.5 dapat merepresentasikan sebanyak 14 *value* atribut tujuan kode penyakit dan persentasi data yang terbaca lebih dari 66% (Fiandra, et al., 2017). Kemudian pada tahun 2020, Penelitian yang menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 juga pernah dilakukan dalam menentukan hasil akurasi kepuasan Wajib Pajak dengan teknik *feature selection* menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO), dimana untuk menentukan tingkat kepuasan pelayanan dilakukan dengan cara menyebar kuisioner kepada Wajib Pajak di Kantor Pelayanan Pajak Pratama sebanyak 500 kuisioner. Hasilnya menunjukkan nilai akurasi terhadap kepuasan pelayanan Wajib Pajak di Kantor Pelayanan Pajak Pratama menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 dengan feature selection menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) sebesar 98,85%, Precision sebesar 98,85% dan Recall sebesar 100% (Romli, et al., 2020).

Berdasarkan penelitian tersebut penulis melakukan penelitian untuk mengetahui hasil dari komparasi 2 algoritma C 4.5 dan Naïve Bayes. Hasil penelitian ini digunakan untuk mengklasifikasi kerusakan barang agar dapat memudahkan QA dalam mempercepat proses justifikasi barang di area gudang Perusahaan. Adapun metode pengujian yang digunakan adalah *K-fold Cross Validation* untuk melakukan validasi dan *Confusion Matrix* untuk melakukan evaluasi hasil klasifikasi. Selain itu juga hasil penelitian ini untuk mengetahui tingkat akurasi dalam mengklasifikasi kerusakan barang pada setiap pengiriman yang dilakukan. Sehingga diharapkan dapat membantu Perusahaan dalam memonitoring kerusakan barang untuk mengendalikan jumlah kerusakan barang.

2. METODE

Alur proses penelitian ini dapat dilihat pada gambar berikut ini.



Gambar 1. Tahap Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data kerusakan barang yang terjadi di suatu perusahaan makanan dan minuman yaitu periode januari sampai desember 2019 sebanyak 450 data. Data terdiri dari 10 atribut.

Tabel 1. Data yang digunakan

No	ITEM CODE	ED	UOM [*]	Jenis Ketidaksesuaian	REASON	CATEGORY	SELF LIFE	JENIS ALAT	DISPOS*
1	MCFMC001	20-Jan-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	97,93	MOVER	BAGUS
2	DBTSE	26-May-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA PRODUK LAIN	4,23	MOVER	BAGUS
3	PZRCO	2-Oct-19	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
4	ZBIZV001	21-Dec-19	Sch	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA PRODUK LAIN	97,41	MOVER	BAGUS
5	MCGMA	20-May-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET FORKLIFT	94,02	FORKLIFT	BAGUS
6	ZPSTR	19-Feb-20	Dos	HAMA/SERANGGA	QUALITY ISSUE	PRODUK TIDAK STANDART	74,21	MAN POWER	MUSNAH
7	CGOPC	26-Sep-19	Bot	BOCOR	INTERNAL HANDLING	JATUH KARENA MANUVER OPERATOR	85,99	MOVER	MUSNAH
8	CGOPS	29-Sep-19	Bot	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	86,27	MOVER	BAGUS
9	CGOPS	29-Sep-19	Bot	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	86,27	MOVER	MUSNAH
10	MNDAP	24-Nov-19	Sch	KEMASAN RUSAK	QUALITY ISSUE	PRODUK TIDAK STANDART	69,51	MOVER	BAGUS
11	MCGMA	29-May-19	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	93,52	FORKLIFT	BAGUS
12	PHU13	14-Oct-19	Pak	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	92,82	MOVER	MUSNAH
13	DBJCO	28-Jun-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	97,73	FORKLIFT	MUSNAH
14	NLESA	20-Jun-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	95,2	FORKLIFT	BAGUS
15	MBRMS	25-Jan-20	Sch	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	81,94	FORKLIFT	BAGUS
16	MCFVC001	28-Jun-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	96,46	FORKLIFT	MUSNAH
17	ENGVB	3-Jul-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	81,94	FORKLIFT	BAGUS
18	PHU13	15-Oct-19	Pak	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET FORKLIFT	91,06	FORKLIFT	MUSNAH
19	ZRVLA001	15-Apr-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	JATUH KARENA MANUVER OPERATOR	99,54	FORKLIFT	BAGUS
20	DZCSA	19-Jun-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERJEPIT RAK	94,99	MOVER	BAGUS
21	MCFVC001	29-Jun-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET FORKLIFT	96,72	FORKLIFT	BAGUS
22	DBAO1013	4-Jan-20	Sch	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERJEPIT RAK	95,03	MOVER	BAGUS
23	PIA13000	4-Jan-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET FORKLIFT	99,83	FORKLIFT	BAGUS
24	MCFVD000	2-Jul-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	96,09	MOVER	BAGUS
25	ZRIZV001	23-Jan-20	Sch	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERJEPIT RAK	99,36	FORKLIFT	BAGUS
26	DBTSE	4-Jul-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET FORKLIFT	96,92	FORKLIFT	BAGUS
27	BMMLA	4-Jul-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	JATUH KARENA MANUVER OPERATOR	96,21	FORKLIFT	BAGUS
28	MBRPS001	26-Jul-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	JATUH KARENA MANUVER OPERATOR	99,57	FORKLIFT	BAGUS
29	ZRUCO001	6-Apr-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEMPET MOVER	95,31	MOVER	MUSNAH
30	PZRVA	3-Oct-19	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
...
450	MNDAP	21-Nov-20	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPA/TERSEMPET PALLET	89,38	MOVER	BAGUS

2.2. Pemilihan Data

Data yang dilakukan pemilihan terhadap atribut atau variabel yang dianalisis kemudian digunakan untuk menjadi masukan atau variabel input.

Tabel 2. Pemilihan Data

No	Atribut	Indikator	Detail Penggunaan
1	Item	X	-
2	ED	X	-
3	UOM1	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
4	Jenis Ketidaksesuaian	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
5	Reson	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
6	Category	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
7	Shelflife	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
8	Jenis Alat	<input type="checkbox"/>	Nilai Model
9	Disposisi	<input type="checkbox"/>	Nilai Model

2.3. Cleaning Data

Pada tahap ini akan dilakukan proses pembersihan data untuk memastikan data yang telah dipilih tersebut layak untuk dilakukan proses pemodelan.

Tabel 3. Hasil Cleaning Data

No	UOM	Jenis Ketidaksesuaian	REASON	CATEGORY	SHELF	JENIS ALAT	DISPOSISI
1	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPAM/TERSEREMPET PALLET	97,93	MOVER	BAGUS
2	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPAM PRODUK LAIN	4,23	MOVER	BAGUS
3	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
4	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
5	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
6	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED	70	MAN POWER	MUSNAH
7	Can	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED		MAN POWER	MUSNAH
8	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED		MAN POWER	MUSNAH
9	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED		MAN POWER	MUSNAH
10	Dos	KEMASAN RUSAK	REDISPOSISI	PRODAK ED		MAN POWER	MUSNAH
11	Sch	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPAM PRODUK LAIN	97,41	MOVER	BAGUS
12	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEREMPET FORKLIFT	94,02	FORKLIFT	BAGUS
13	Dos	HAMA/SERANGGA	QUALITY ISSUE	PRODUK TIDAK STANDART	74,21	MAN POWER	MUSNAH
14	Bot	BOCOR	INTERNAL HANDLING	JATUH KARENA MANUVER OPERATOR	85,99	MOVER	MUSNAH
15	Bot	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEREMPET MOVER	86,27	MOVER	BAGUS
16	Bot	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEREMPET MOVER	86,27	MOVER	MUSNAH
17	Sch	KEMASAN RUSAK	QUALITY ISSUE	PRODUK TIDAK STANDART	69,51	MOVER	BAGUS
18	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERTIMPAM/TERSEREMPET PALLET	93,52	FORKLIFT	BAGUS
19	Pak	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEREMPET MOVER	92,82	MOVER	MUSNAH
20
450	Dos	KEMASAN RUSAK	INTERNAL HANDLING	TERSODOK/TERSEREMPET MOVER	89,26	MOVER	MUSNAH

2.4. Pengujian

Pengujian yang dilakukan didalam penelitian ini dengan menggunakan metode *cross validation* serta melakukan evaluasi dengan menggunakan metode *confussion matrix*, untuk mendapatkan akurasi dari pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

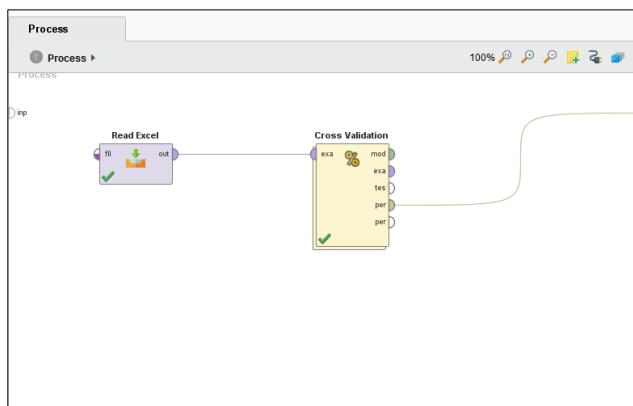
3.1. Validasi dengan *K fold validation*

Dengan 450 data, maka proses training akan dilakukan dengan *cross validation* maka proses training atau klasifikasi sebanyak 10 kali, adapun setiap proses data tes yang digunakan merupakan 1/10 dari data set yang diinput dengan kata lain proses pertama : 1/10 x 450 = 45 data digunakan sebagai data tes selanjutnya 9/10 x 450 = 405 digunakan sebagai data training.

Tabel 4. Pembagian Index list Setiap Proses

Proses	Pembagian Index List									
	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
1	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
2	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
3	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
4	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
5	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
6	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
7	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
8	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
9	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
10	0 - 44	45 - 89	90 - 134	135-179	180 - 224	225 - 269	270 - 314	315 - 359	360 - 404	405 - 449
			DataTest							
			DataTrain							

Dalam implementasi di Rapidminer sebagai berikut:



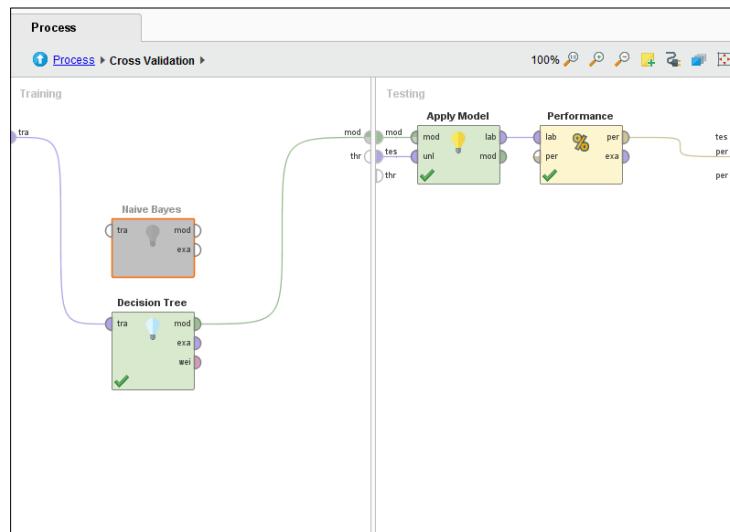
Gambar 2. Proses *Cross Validation* di Rapidminer

3.2. Training dan Klasifikasi dengan Algoritma C 4.5

Setelah dilakukan proses validasi kemudian dilakukan data training dengan algoritma C4.5. Adapun hasil implementasi di Software Rapidminer sebagai berikut.

	true 1	true 2	class precision
pred. 1	257	93	73.43%
pred. 2	27	73	73.00%
class recall	90.49%	43.98%	

Gambar 3. Confusion Matrix C 4.5

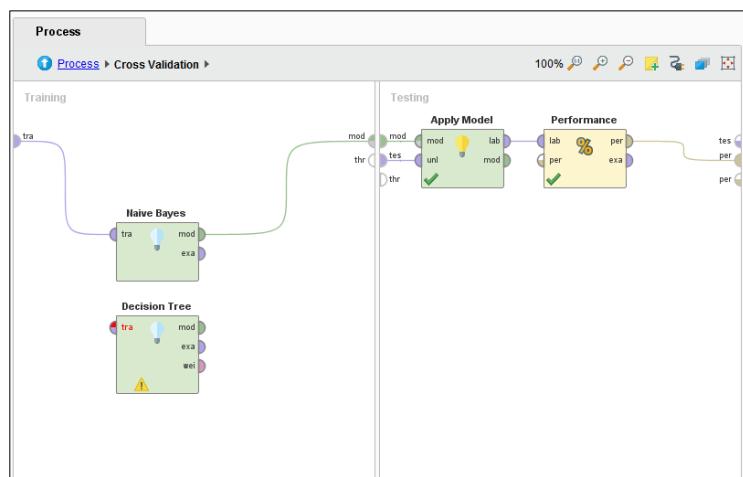


Gambar 4. Proses Rapidminer C 4.5

Dari gambar di atas dapat disimpulkan bahwa jumlah prediksi benar positif adalah sebanyak 257 sample dan prediksi benar negatif sebanyak 27 sample lalu prediksi salah positif sebanyak 93 sample dan prediksi salah negatif sebanyak 73 sample.

3.3. Training dan Klasifikasi dengan Algoritma Naïve Bayes

Setelah dilakukan proses validasi kemudian dilakukan data training dengan algoritma Naïve Bayes Adapun hasil implementasi di Software Rapidminer sebagai berikut



Gambar 5. Proses Rapidminer Naïve Bayes

	true 1	true 2	class precision
pred. 1	246	90	73.21%
pred. 2	38	76	66.67%
class recall	86.62%	45.78%	

Gambar 6. Confusion Matrix Naïve Bayes

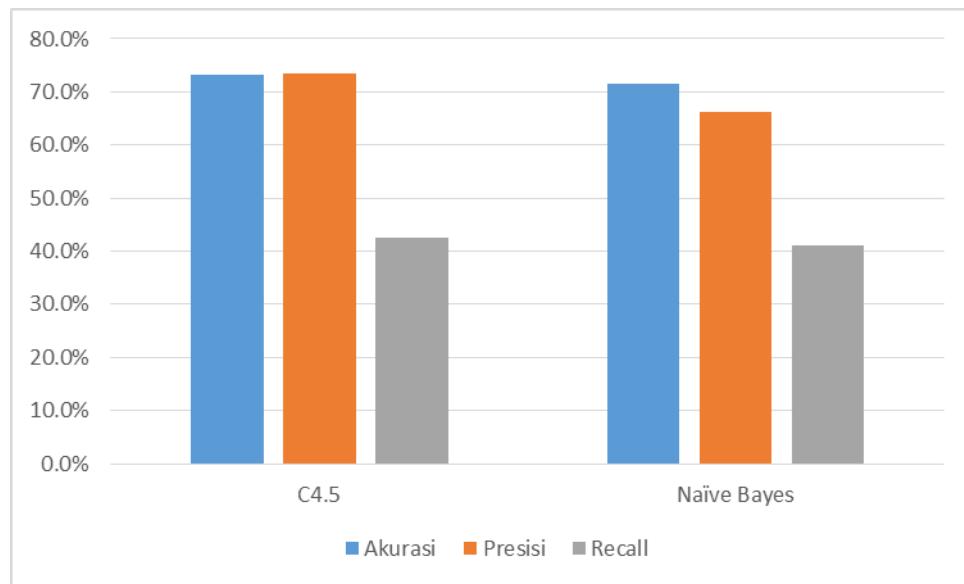
Dari gambar di atas dapat disimpulkan bahwa jumlah prediksi benar positif adalah sebanyak 246 sample dan prediksi benar negative sebanyak 38 sample lalu prediksi salah positif sebanyak 90 sample dan prediksi salah negative sebanyak 76 sample.

3.4. Hasil Evaluasi

Hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan dua algoritma adalah disajikan dalam table sebagai berikut.

Tabel 5. Hasil Evaluasi

Algoritma	Tools					
	Python			Rapidminer		
	Akurasi	Presisi	Recall	Akurasi	Presisi	Recall
C4.5	73,9%	88%	72,9%	73,3%	73,4%	42,5%
Naïve Bayes	71,5%	97,4%	64,4%	71,5%	66,2%	41,2%



Gambar 7. Perbandingan Evaluasi antara C4.5 dengan Naïve Bayes

Dari grafik tersebut dapat dilihat bahwa Akurasi, presisi dan Recall dari Algoritma C4.5 lebih baik dibanding dengan Algoritma Naïve Bayes

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian yang dilakukan mengenai Komparasi Algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes* dalam melakukan Klasifikasi Kerusakan Barang di suatu perusahaan dapat disimpulkan bahwa Algoritma C4.5 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma Naïve Bayes. Kemudian dari hasil pengujian yang telah dilakukan dengan perhitungan dan juga menggunakan aplikasi pendukung berupa *rapidminer* didapatkan tingkat akurasi terbaik dari penelitian ini yaitu untuk algoritma C4.5 sebesar 73,3% sedangkan untuk algoritma Naïve Bayes akurasi yang di peroleh sebesar 71,56%.

4.2. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya yaitu ada baiknya menggunakan algoritma *machine learning* yang lain seperti K-NN, *Neural Network*, *support vector machine* dan lainnya. Kemudian Jumlah dataset yang digunakan hanya 450 yang terdiri dari 2 kelas, akan lebih baik jika menggunakan jumlah kelas yang lebih banyak untuk mendapatkan keakuratan klasifikasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Embu, W. S., 2020. *liputan6*. [Online]
Available at: <https://www.liputan6.com/bisnis/read/4119505/industri-makanan-dan-minuman-jadi-andalan-tekan-defisit-neraca-dagang>
[Accessed 17 Januari 2020].
- Fiandra, Y. A., Defit, S. & Yuhandri, Y., 2017. Penerapan Algoritma C4. 5 untuk Klasifikasi Data Rekam Medis berdasarkan International Classification Diseases (ICD-10). *Jurnal RESTI*, 1(2), p. 82–89.
- Mukminin, A. & Riana, D., 2017. Komparasi Algoritma C4.5, Naïve Bayes Dan Neural Network Untuk Klasifikasi Tanah. *Jurnal Informatika*, 4(1), pp. 21-31.
- Romli, I., Kharida, F. & Naya, C., 2020. Penentuan Kepuasan Pelanggan Terhadap Pelayanan Kantor Pelayanan Pajak Menggunakan C4.5 dan PSO. *Jurnal RESTI*, 4(2), pp. 296-302.
- Santoso, T. B., 2014. Analisa Dan Penerapan Metode C4. 5 Untuk Prediksi Loyalitas Pelanggan. *Jurnal Ilmiah Fakultas Teknik LIMIT'S*, 10(1), p. 1–10.
- Tempola, F., Muhammad, M. & Khairan, A., 2018. Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation. *JTIIK*, 5(5), p. 577.