

PENERAPAN DATA MINING DENGAN ALGORITMA C4.5 DALAM PEMESANAN OBAT GUNA MENINGKATKAN KEUNTUNGAN APOTEK

I Made Satrya Ramayu¹, Fredy Susanto², Gede Surya Mahendra³

¹Institut Desain dan Bisnis Bali, ²Institut Desain dan Bisnis Bali, ³STMIK STIKOM Indonesia

Email : satrya.ramayu@idbbali.ac.id¹, fredysusanto@idbbali.ac.id², gede.mahendra@stiki-indonesia.ac.id³

Abstract

Pharmacy is a very profitable business if managed properly. Pharmacy management must be able to manage drug orders and manage drug stocks effectively. Factors that need to be considered in ordering drugs are the number of items sold and data on patient drug requests that have not been fulfilled. The data sample used is sales data at pharmacies which are then grouped by type of drug class and analyzed using the C4.5 algorithm. The result of applying the C4.5 algorithm finds Category as the first root. The total number of existing categories is 27 units, then sorted by category of drug with the most, then only 10 categories are taken. Generic category drugs have the highest value for drugs that are sold well, While the Snack & Drink category has the highest value for drugs that are less sold. These results were then tested using a confusion matrix. The test results in 1949 True Positive, 102 False Negative, 527 False Positive, 2477 True Negative. The result accuracy rate is 87.56%, Precision 78.72%, Recall 95.03% and Error rate 12.44%. Future research can be compared using different methods.

Keywords: Data Mining, C4.5 Algorithm, Drug Ordering

Abstrak

*Apotek merupakan usaha yang sangat menguntungkan jika dikelola dengan baik. Manajemen Apotek semestinya mampu mengatur pemesanan obat dan mengelola stok obat secara efektif. Faktor yang perlu dijadikan pertimbangan dalam pemesanan obat yaitu banyaknya jumlah barang yang terjual dan data permintaan obat pasien yang selama belum bisa dipenuhi. Sampel data yang digunakan merupakan data penjualan di apotik yang kemudian dikelompokkan berdasarkan kelompok jenis obat dan dianalisa menggunakan algoritma C4.5. Hasil dari penerapan algoritma C4.5 ini menemukan Kategori sebagai akar yang pertama. Jumlah seluruh kategori yang ada berjumlah 27 buah, kemudian diurutkan berdasarkan kategori obat yang terbanyak, lalu diambil hanya 10 kategori. Kategori obat generic mempunyai nilai tertinggi untuk obat yang laku, sedangkan untuk kategori Sirup/drop dan kategori Snack & Drink memiliki nilai terginggi untuk yang kurang laku. Hasil ini kemudian diuji menggunakan confusion matrix. Pengujian mendapatkan hasil **1949 True Positive, 102 False Negative, 527 False Positive, 2477 True Negative. Tingkat akurasi hasil yaitu sebesar 87.56%, Presisi 78.72%, Recal 95.03% dan Error rate sebesar 12.44%**. Penelitian kedepannya bisa dibandingkan dengan menggunakan metode yang berbeda.*

Kata Kunci: Data Mining, Algoritma C4.5, Pemesanan Obat

1. PENDAHULUAN

Apotek merupakan usaha yang sangat menguntungkan jika dikelola dengan baik. Manajemen Apotek semestinya mampu memprediksi pangsa pasar mengenai obat yang

paling laku terjual, sehingga nantinya dapat dengan tepat memprediksi dalam melakukan pemesanan obat. Hal ini akan mengurangi kerugian sebagai akibat terlalu banyaknya memesan obat yang tidak laku terjual.

Faktor yang bisa dipertimbangkan dalam melakukan pemesanan obat yaitu banyaknya jumlah obat terjual yang terdapat pada sistem aplikasi. Pemanfaatan data mining ini, dapat dijadikan acuan untuk menentukan pengambilan keputusan dalam melakukan pemesanan obat. Kondisi ini dapat mengurangi ketidaktersedian obat saat ada pasien yang ingin berbelanja di apotek. Dan ini sangat mempengaruhi keuntungan apotek itu sendiri.

Data Mining merupakan gabungan dari beberapa disiplin ilmu yang menyatukan Teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, *statistic*, *database*, dan *visualisasi* untuk menangani permasalahan [1].

Algoritma C4.5 merupakan bagian dari kelompok *algoritma* dari pohon keputusan (*Decision Tree*). Pada *algoritma* ini mempunyai inputan berupa *data training*. *Data training* berupa *data field* dan *data sample* yang akan digunakan untuk membangun sebuah *tree* dan untuk menentukan labelnya. *Field-field data* tersebut dinamakan *atribut* yang nantinya akan digunakan sebagai parameter untuk melakukan klasifikasi data. Tahapan-tahapan pembentukan *algoritma* ini yang pertama pilihlah *Atribut* sebagai Akar, buat cabang untuk tiap nilainya, bagi kasus dalam cabang, ulangi proses tiap cabang.

RapidMiner merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka (*open source*). *RapidMiner* adalah solusi untuk melakukan analisis terhadap data mining, text mining dan analisis prediksi. *RapidMiner* ini menggunakan berbagai Teknik prediksi dan deskriptif dalam memberikan wawasan kepada pengguna atau user untuk memberikan wawasan kepada pengguna sehingga dapat membuat keputusan yang paling baik. *RapidMiner* menyediakan GUI (*Graphic User Interface*) untuk merancang sebuah *pipeline analisis* [1].

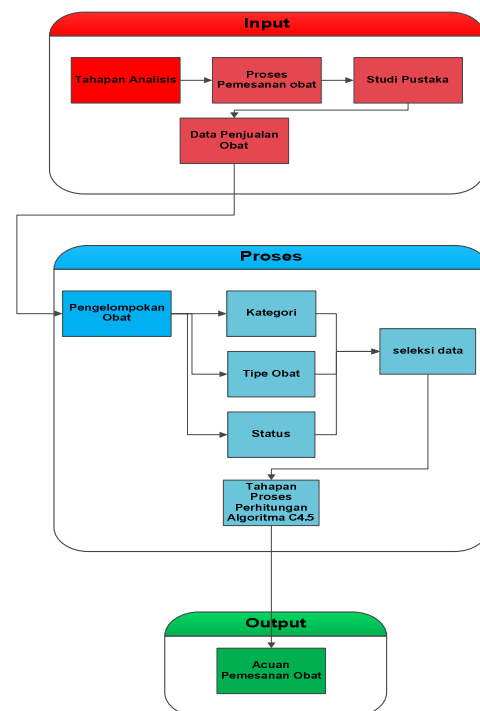
Berdasarkan pemaparan yang telah dijelaskan sebelumnya, penelitian ini bertujuan sebagai gambaran bagi perugas atau karyawan apotek yang ingin melakukan pemesanan obat dalam hal ini dengan pengelompokan obat laku dan kurang laku menggunakan Teknik *data mining*. Selain itu untuk mengimplementasikan metode

C4.5 kedalam aplikasi *RapidMiner*. Urgensi dari penelitian ini adalah memberikan standar bagi manajemen apotik dalam melakukan proses pemesanan obat, agar nantinya dapat mengurangi obat yang kadaluarsa dan mengurangi akan ketidaktersedianya obat di dalam apotik, sehingga dapat meningkatkan keuntungan apotik.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian merupakan suatu tahapan proses kegiatan dalam melaksanakan penelitian guna mengumpulkan suatu Informasi atau data serta melakukan investigasi terhadap data yang telah didapatkan tersebut. Penelitian ini merupakan penelitian studi kasus yang menggunakan pendekatan penelitian kuantitatif. Suatu penelitian semestinya mempunyai rancangan penelitian tertentu. Rancangan ini yang akan menggambarkan prosedur serta tahapan dan langkah-langkah yang harus ditempuh.

Tahapan penelitian dibawah ini menggambarkan prosedur atau Langkah-langkah yang akan dilakukan, seperti pada gambar.



Gambar 1 Rancangan Penelitian

1. Input

Pada tahapan Input ini merupakan tahapan untuk menganalisa apa saja variable yang dapat untuk dianalisa dalam proses pemesanan obat. Pemesanan obat bertujuan untuk menambah stok ketersediaan barang yang akan dijual. Kemudian diadakan studi pustaka terkait pemesanan obat melalui wawancara langsung dari petugas yang sedang berjaga di apotek serta mengambil data penjualan yang ada di apotek. Salah satu tujuan dari pemanfaatan data mining untuk klasifikasi penjualan produk terlaris adalah membuat prediksi penjualan terlaris di masa depan dengan memanfaatkan data yang sudah ada sebelumnya [2]

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data obat yang terjual dari tanggal 1 Desember sampai dengan 31 Desember 2021. Dalam aplikasi, tiap-tiap obat sudah memiliki katagori obat masing-masing.

2. Proses

Tahapan ini meliputi kegiatan mengelompokkan katagori obat, tipe obat resep atau non resep, harga dan status. Pengelompokan harga dibagi atas mahal, murah dan sedang. Status memiliki pengelompokan laku dan kurang laku. Setelah selesai melakukan pengelompokan kategori obat, tipe obat, harga dan status, kemudian mengambil hanya 10 kategori terbanyak untuk dilakukan proses perhitungan dengan menggunakan *algoritma* C4.5.

Algoritma C4.5 merupakan kelompok *algoritma* dari Pohon keputusan (*Decision Tree*). *Algoritma* ini mempunyai data berupa inputan data *training*. *Data training* ini berupa data field dan data sample yang akan digunakan membangun sebuah *tree*. *Field-field data* tersebut dinamakan atribut. Langkah-langkah dari *algoritma* ini. Pertama pilihlah atribut sebagai akar. Untuk memilih atribut yang akan dijadikan akar, didasarkan pada nilai gain yang tertinggi dari atribut-atribut yang ada [3]. Cara menghitung nilai gain yaitu

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

Sebelum mencari nilai *gain* terlebih dahulu menghitung nilai *entropy* terlebih dahulu. *Entropy* digunakan untuk menentukan seberapa informatif sebuah masukan atribut yang dihasilkan oleh atribut lain. Menghitung nilai *entropy* tersebut dapat dilakukan dengan rumus sebagai berikut.

$$\text{Entropy}(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \times (\log p_i) \dots \dots \dots (2)$$

Setelah ditemukan satu atribut sebagai akar dengan melihat nilai gain yang tertinggi, selanjutnya menentukan cabang dari akar tersebut dengan memperhatikan atribut yang dijadikan akar dan kelas-kelas data yang digunakan dalam atribut tersebut. Kemudian setiap cabang memiliki kemungkinan untuk dapat langsung diputuskan tanpa dilakukan perhitungan kembali hanya dengan melihat nilai yang terkandung dalam baris kelas dari atribut tersebut dengan nilai nol [3]. Ulangi proses tersebut sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama atau sampai menemukan cabang terakhir dengan nilai *entropy* 0.

3. Output

Memunculkan hasil dari proses perhitungan *algoritma* C4.5. Hasil dari proses dapat dijadikan acuan atau gambaran dalam melakukan pemesanan obat. Hasil ini kemudian diuji menggunakan *confusion matrix*. Berikut formula dalam *confusion matrix* yang digunakan dalam penelitian ini.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 DESKRIPSI DATA

Teknik pengumpulan data yang digunakan di dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data sekunder.

Hasil dari data pasien yang membeli obat di apotek ini berupa, kode transaksi, kode barang, nama barang, tanggal transaksi, kategori barang dan qty penjualan. Jumlah data penjualan obat di Apotek mulai tanggal 1

Desember 2021 sampai dengan 31 Desember 2021 berjumlah 6.353 (Enam Ribu Tiga Ratus Lima Puluh Tiga) dengan kategori berjumlah 27 buah.

Berdasarkan data yang ada, maka dapat ditentukan variable penelitian. Variable penelitian ini dibagi menjadi 3 buah variable yaitu kategori obat, tipe obat, harga dan status. Detail isi dari variabel adalah sebagai berikut:

Tabel 1 Variabel Penelitian

Nama Variabel	Kategori	Skala Variabel
Kategori Obat	SIRUP/DROP, SNACK & DRINK, GENERIK, PERNAPASAN, ANTI RADANG/ANTI ALERGI, VITAMIN, OTC (TAB), ALKES, SALEP, ANTIBIOTIK	Nominal
Tipe Obat	RESEP, NON RESEP	Nominal
Harga	Mahal, Sedang, Murah	Nominal
Status	Laku, Kurang Laku	Nominal

3.2 PEMBAHASAN

Manajemen apotek semestinya mampu mengatur pemesanan obat dan mengelola stok obat secara efektif. Hal ini erat kaitannya didalam memperoleh keuntungan yang akan didapatkan oleh apotik itu sendiri. Melakukan pemesanan obat tanpa adanya pemikiran atau kajian yang jelas dapat menyebabkan banyaknya obat yang tidak laku dan berdampak akan ada item obat yang akan kadaluarsa sehingga dapat mengurangi keuntungan yang didapatkan.

Pemanfaatan Teknik *data mining* mungkin bisa diterapkan untuk mengetahui pola item obat apa saja yang laku terjual. Pola item obat yang laku terjual dipengaruhi banyak faktor di antaranya resep dan non resep, kemudian harga apakah obat tersebut mahal, sedang ataupun murah, dan kategori obat itu sendiri. Hal inilah yang mendorong penulis untuk melakukan penelitian ini.

Tahapan sebelum melakukan klasifikasi terlebih dahulu tentukan mana yang termasuk atribut input mana yang termasuk atribut output. Pada penelitian ini atribut input yakni harga, tipe obat resep, tipe obat non resep, kemudian kategori obat Sirup/Drop, Snack & Drink, Generik, Pernapasan, Anti Radang/Anti Alergi, Vitamin, Otc (Tab), Alkes, Salep, Antibiotik,

sedangkan atribut output adalah status laku dan kurang laku.

Setelah semua variable input selesai kemudian dimulailah perhitungan menggunakan metode klasifikasi *decision tree algoritma* C4.5. Langkah pertama yang harus dilakukan yaitu menyiapkan data training seperti pada Gambar ke 2. Langkah berikutnya menentukan kriteria kategori masing-masing item obat. Kelompok item obat dibagi atas empat kategori yakni kategori obat, tipe obat harga dan status. Kelompok kategori terdiri atas Sirup/Drop, Snack & Drink, Generik, Pernapasan, Anti Radang/Anti Alergi, Vitamin, Otc (Tab), Alkes, Salep, Antibiotik. Kelompok tipe obat terdiri atas resep dan non resep, lalu untuk harga terdiri dari mahal, sedang, dan murah. Kelompok atau kategori sebagai output adalah status yang terdiri atas laku dan kurang laku. Kategori laku jika *qty* penjualan bernilai lebih besar dari dua buah, kemudian kurang laku jika kurang dari dua buah. Kategori barang untuk harga, jika harga jual kurang dari Rp.100.000, - maka masuk kategori murah, kemudian kategori sedang masuk dalam rentang harga Rp.100.000, - sampai dengan Rp.600.000. kategori harga mahal mulai dari Rp.600.000 keatas, bisa dilihat pada Gambar ke 3. Pada penelitian ini penulis menggunakan alat bantu proses perhitungan data mining metode C4.5

Country	Year	Population (millions)	Population (millions)
China	1950	550	550
China	1960	650	650
China	1970	750	750
China	1980	850	850
China	1990	950	950
China	2000	1,200	1,200
China	2010	1,350	1,350
China	2020	1,400	1,400
China	2030	1,400	1,400
China	2040	1,400	1,400
China	2050	1,400	1,400
China	2060	1,400	1,400
China	2070	1,400	1,400
China	2080	1,400	1,400
China	2090	1,400	1,400
China	2100	1,400	1,400

[illegible]

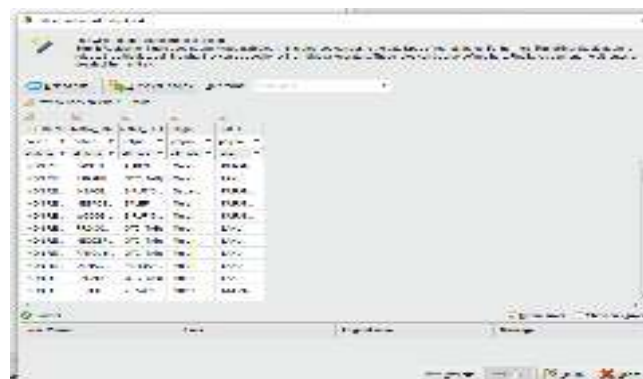
Project/Component	Task/Activity	Start Date	End Date	Duration (Days)	Progress (%)
Project A - Development	Task A.1: Initial Setup	2023-01-01	2023-01-05	5	100
	Task A.2: Core Functionality	2023-01-06	2023-01-15	10	80
Project B - Testing	Task B.1: Unit Testing	2023-01-16	2023-01-20	5	100
	Task B.2: Integration Testing	2023-01-21	2023-01-25	5	60
Project C - Deployment	Task C.1: Deployment Planning	2023-01-26	2023-01-30	5	100
	Task C.2: Deployment Execution	2023-01-31	2023-02-05	6	40
Project D - Maintenance	Task D.1: Bug Fixes	2023-02-06	2023-02-10	5	100
	Task D.2: Performance Optimization	2023-02-11	2023-02-15	5	70
Project E - Documentation	Task E.1: User Manual	2023-02-16	2023-02-20	5	100
	Task E.2: API Documentation	2023-02-21	2023-02-25	5	90
Project F - Review	Task F.1: Code Review	2023-02-26	2023-03-02	7	100
	Task F.2: Project Review	2023-03-03	2023-03-05	3	100

DESCRIPTION	AMOUNT	CREDIT	DEBIT
1. CASH			
2. ACCOUNTS RECEIVABLE			
3. INVENTORY			
4. PREPAID EXPENSES			
5. EQUIPMENT			
6. ACCUMULATED DEPRECIATION			
7. ACCOUNTS PAYABLE			
8. LONG TERM DEBT			
9. EQUITY			
10. RETAINED EARNINGS			
11. DIVIDENDS			
12. SALES			
13. COST OF SALES			
14. SALARY EXPENSE			
15. RENT EXPENSE			
16. UTILITY EXPENSE			
17. SUPPLY EXPENSE			
18. DEPRECIATION EXPENSE			
19. INTEREST EXPENSE			
20. TAX EXPENSE			
21. GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
22. LOSS ON SALE OF EQUIPMENT			
23. GAIN ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			
24. LOSS ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			
25. GAIN ON SALE OF INVENTORY			
26. LOSS ON SALE OF INVENTORY			
27. GAIN ON SALE OF PREPAID EXPENSES			
28. LOSS ON SALE OF PREPAID EXPENSES			
29. GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
30. LOSS ON SALE OF EQUIPMENT			
31. GAIN ON SALE OF ACCOUNTS PAYABLE			
32. LOSS ON SALE OF ACCOUNTS PAYABLE			
33. GAIN ON SALE OF LONG TERM DEBT			
34. LOSS ON SALE OF LONG TERM DEBT			
35. GAIN ON SALE OF EQUITY			
36. LOSS ON SALE OF EQUITY			
37. GAIN ON SALE OF RETAINED EARNINGS			
38. LOSS ON SALE OF RETAINED EARNINGS			
39. GAIN ON SALE OF DIVIDENDS			
40. LOSS ON SALE OF DIVIDENDS			
41. GAIN ON SALE OF SALES			
42. LOSS ON SALE OF SALES			
43. GAIN ON SALE OF COST OF SALES			
44. LOSS ON SALE OF COST OF SALES			
45. GAIN ON SALE OF SALARY EXPENSE			
46. LOSS ON SALE OF SALARY EXPENSE			
47. GAIN ON SALE OF RENT EXPENSE			
48. LOSS ON SALE OF RENT EXPENSE			
49. GAIN ON SALE OF UTILITY EXPENSE			
50. LOSS ON SALE OF UTILITY EXPENSE			
51. GAIN ON SALE OF SUPPLY EXPENSE			
52. LOSS ON SALE OF SUPPLY EXPENSE			
53. GAIN ON SALE OF DEPRECIATION EXPENSE			
54. LOSS ON SALE OF DEPRECIATION EXPENSE			
55. GAIN ON SALE OF INTEREST EXPENSE			
56. LOSS ON SALE OF INTEREST EXPENSE			
57. GAIN ON SALE OF TAX EXPENSE			
58. LOSS ON SALE OF TAX EXPENSE			
59. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
60. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
61. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			
62. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			
63. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF INVENTORY			
64. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF INVENTORY			
65. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF PREPAID EXPENSES			
66. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF PREPAID EXPENSES			
67. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
68. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
69. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS PAYABLE			
70. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS PAYABLE			
71. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF LONG TERM DEBT			
72. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF LONG TERM DEBT			
73. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUITY			
74. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUITY			
75. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF RETAINED EARNINGS			
76. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF RETAINED EARNINGS			
77. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF DIVIDENDS			
78. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF DIVIDENDS			
79. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF SALES			
80. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF SALES			
81. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF COST OF SALES			
82. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF COST OF SALES			
83. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF SALARY EXPENSE			
84. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF SALARY EXPENSE			
85. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF RENT EXPENSE			
86. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF RENT EXPENSE			
87. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF UTILITY EXPENSE			
88. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF UTILITY EXPENSE			
89. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF SUPPLY EXPENSE			
90. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF SUPPLY EXPENSE			
91. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF DEPRECIATION EXPENSE			
92. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF DEPRECIATION EXPENSE			
93. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF INTEREST EXPENSE			
94. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF INTEREST EXPENSE			
95. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF TAX EXPENSE			
96. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF TAX EXPENSE			
97. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
98. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF EQUIPMENT			
99. GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			
100. LOSS ON SALE OF GAIN ON SALE OF GAIN ON SALE OF ACCOUNTS RECEIVABLE			

[illegible]

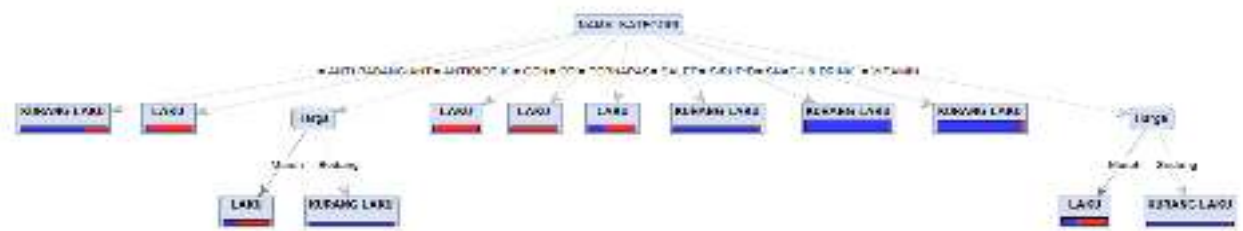
The screenshot shows the 'Data' tab in the 'Data Analysis' tool. The 'Input Range' is set to '\$A\$1:\$D\$10'. The 'Output Range' is set to '\$F\$1:\$I\$10'. The 'Output to new worksheet' checkbox is checked. The 'Summary of Data' table shows the following data:

Row	Column 1	Column 2	Column 3	Column 4
1	100	200	300	400
2	100	200	300	400
3	100	200	300	400
4	100	200	300	400
5	100	200	300	400
6	100	200	300	400
7	100	200	300	400
8	100	200	300	400
9	100	200	300	400
10	100	200	300	400





Gambar 5 Pilih *Decision Tree*



Gambar 6 Hasil *Decision Tree*

Berdasarkan pohon keputusan yang ada pada Gambar ke 6 maka ditemukan hasil sebagai berikut:

Kategori ALKES menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 227 dan laku 69. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 227 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Kurang Laku".

Kategori anti radang/anti alergi menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 55 dan laku 423. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 423 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Laku".

Kategori antibiotik memiliki 2 buah kelompok kategori harga yaitu harga murah diklasifikasikan menjadi "Laku" dan harga sedang menjadi "Kurang Laku".

Kategori generic alergi menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 39 dan laku 467. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 467 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Laku".

Kategori otc (tab) menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 20 dan laku 280. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 280 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Laku".

Kategori pernapasan menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 175 dan laku 320. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 320 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Laku".

Kategori salep menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku 270 dan laku 3. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 270 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Kurang Laku".

Kategori sirup/drop menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 1081 dan laku 3. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 1081 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Kurang Laku".

Kategori snack & drink menghasilkan klasifikasi kasus kurang laku menjadi 855 dan laku 25. Melihat kecenderungan nilai terbesar dari 855 keputusan, maka dapat diklasifikasikan menjadi "Kurang Laku".

Kategori vitamin *antibiotic* memiliki 2 buah kelompok kategori harga yaitu harga murah diklasifikasikan menjadi "Laku" dan harga sedang menjadi "Kurang Laku".

Hasil dari penerapan lagoritma C4.5 ini ditemukan *atribut* sebanyak 13 buah dan faktor yang mempengaruhi laku dan kurang laku pada penelitian ini adalah nama kategori dan harga.

Tipe barang resep dan non resep tidak mempengaruhi barang tersebut laku atau kurang laku. Tahapan selanjutnya

mengelompokkan *atribut* yang ada dari pohon keputusan berdasarkan gambar 6 ke dalam table 2 dan Tabel 3.

Tabel 2 Tabel Pengelompokan Nama Kategori

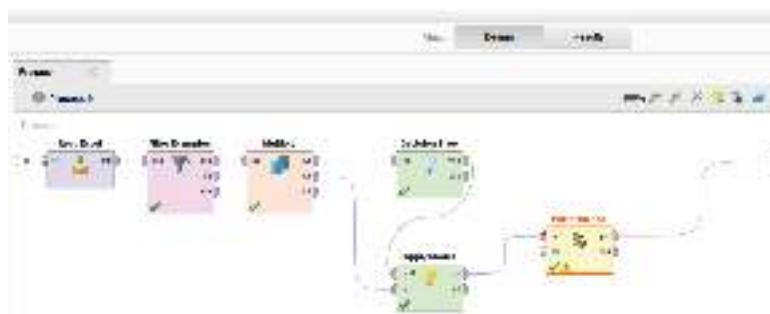
Nama Kategori	Laku	Kurang Laku
Alkes		1
Anti Radang/Anti Alergi	1	
Generik	1	
OTC (TAB)	1	
Pernafasan	1	
Salep		1
Sirup/Drop		1
Snack & Drink		1

Tabel 3 Tabel Pengelompokan Berdasarkan Harga

Harga	Laku	Kurang Laku
Murah	2	0
Sedang	0	2

Pengujian hasil penelitian menggunakan *confusion matrix* yang merupakan matrik dari hasil penerapan *algoritma* C4.5. Penelitian ini pengujian hasil menggunakan aplikasi *RapidMiner*. Tahap pertama yang mesti dilakukan adalah drag and drop operator excel kemudian lakukan proses *import configuration wizard*. Terdapat empat proses tahapan, saat tahapan pertama dan ketiga pilih settingan *default* jadi tinggal *next-next* saja, kemudian saat tahapan proses ke empat pilihlah atribut status sebagai label, lalu *finish*. Tahapan proses ke dua *drag and drop operators filter examples, Multiply, Decision Tree, apply model dan performance*. Hubungkan masing-masing

operator. *Read Excel* hubungkan dari *out* ke *exa* pada *Filter Examples*, kemudian *Filter Examples* dari *exa* ke *inp Multiply*, dari *out Multiply* hubungkan *tra Decision Tree* dan *unl Apply Model*. *Decision tree mod* di hubungkan ke *mod Apply Model*, lalu *Apply Model lab* hubungkan ke *Performance (Binominal Classification)*. *Performance per* kemudian dihubungkan ke *res*. Hasil yang didapatkan 1949 *True Positive*, 102 *False Negative*, 527 *False Positive*, 2477 *True Negative*. Tingkat akurasi hasil yaitu sebesar 87.56%, *Presisi* 78.72%, *Recal* 95.03% dan *Error rate* sebesar 12.44%. dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar 7 Design Confusion Matrix Menggunakan C4.5

Actual \ Predicted	Benar	Salah	Jumlah
Benar	10	0	10
Salah	0	10	10
Jumlah	10	10	20

Gambar 8 Hasil Confusion Matrix

4. LITERATUR REVIEW

Berikut ini adalah literatur review yang mendukung dalam penelitian ini, serta dijadikan sebagai bahan referensi agar tidak terjadinya plagiatisme yang dilakukan oleh penulis diantaranya: Penelitian yang dilakukan oleh I Made Satrya Ramayu, I Made Candiasa dan Gede Rasben Dantes, pada tahun 2018 dari Universitas Pendidikan Ganesha, membahas tentang implementasi algoritma C4.5 untuk menentukan target sosialisasi berdasarkan diagnosis penyakit [3]. Penelitian yang dilakukan oleh Reza Avrizar dan Saruni Dwiasnati, pada tahun 2019 dari Universitas Mercu Buana, membahas Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 pada Penjualan Obat [4]. Penelitian yang dilakukan oleh Gunartatik Esthiningtyas, Taqwa Putri dan Prasetyaningrum, pada tahun 2020, dari universitas Mercu Buana, membahas Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Menentukan Persediaan Obat (Studi Kasus Di RS Bethesda Yogyakarta) Application of C4.5 Algorithm to Determine Medicine Supplies (Case Study at Bethesda Hospital Yogyakarta) [1]. Penelitian yang dilakukan oleh Kiki Rosita Dewi dan Kemal Farouq Mauladi, pada tahun 2019, dari Universitas Islam Lamongan, membahas Analisa Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penjualan Obat Pertanian di Toko Dewi Sri [5]. Penelitian yang dilakukan oleh Eka Cynthia dan Edi Ismanto, pada tahun 2018 dari Universitas Muhammadiyah Riau, membahas Metode Decision Tree Algoritma C.45 Dalam Mengklasifikasi Data Penjualan Bisnis Gerai Makanan Cepat Saji [6]. Penelitian yang dilakukan oleh Tri Bagus Tusarwenda, pada tahun 2018 dari Sekolah Tinggi Teknologi Pelita Bangsa, membahas penerapan data mining dengan algoritma C4.5 dalam prediksi penjualan botol pada CV. Seribukilo [7]. Penelitian yang dilakukan oleh Desi Lestari dan

Muhammad Nasir pada tahun 2021, dari Universitas Bina Darma, membahas tentang Penerapan Metode C4.5 Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Memprediksi Penjualan Obat Pada Apotek Bunda Azka [8]. Penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Arifin, pada tahun 2020 dari Universitas Budi Darma membahas mengenai Implementasi Data Mining Pada Prediksi Pemesanan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Kimia Farma) [9]. Penelitian yang dilakukan oleh Arini Saidatunnisa Fadila, pada tahun 2021 dari Universitas Sumatera Utara Medan, membahas mengenai Prediksi kebutuhan obat menggunakan teknik data mining [10]. Penelitian yang dilakukan oleh Nurul Adha, Oktarini Saputri dan Monica Elvirasari, pada tahun 2021 dari Universitas Bina Darma, membahas tentang Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Menentukan Jumlah Penjualan Obat Yang Banyak Terjual Pada [11].

5. KESIMPULAN

Penelitian ini mengangkat topik tentang Penerapan Data Mining Dengan Algoritma C4.5 Dalam Pemesanan Obat Guna Meningkatkan Keuntungan Apotek ini menunjukan penerapan model algoritma C4.5 pada data transaksi penjualan obat didapatkan hasil accuracy yang cukup tinggi yaitu 87.56% dan *Error Rate* sebesar 12.44%. Kategori hasil Penelitian ini didapatkan obat generic yang memiliki nilai laku terbesar sedangkan kategori Sirup/drop dan kategori Snack & Drink memiliki nilai tertinggi untuk yang kurang laku. Hasil nilai akurasi yang cukup tinggi ini dapat digunakan manajemen Apotik sebagai gambaran didalam pengambilan keputusan untuk melakukan pemesanan obat.

PERNYATAAN PENGHARGAAN

Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada Tuhan Yang Maha Pengasih serta Orang tua,

keluarga dan istri yang selalu memberi dukungan motivasi serta semangat didalam menyelesaikan jurnal ini. Sahabat yang telah memberikan motivasi dan support kepada penulis, serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang banyak memberikan masukan dan membantu penulis.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Esthiningtyas, T. Putri, and S. T. Prasetyaningrum, "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Menentukan Persediaan Obat (Studi Kasus Di RS Bethesda Yogyakarta) Application of C4.5 Algorithm to Determine Medicine Supplies (Case Study at Bethesda Hospital Yogyakarta)," Gejayan, Yogyakarta, Nov. 2020.
- [2] Ni Wayan Wardani, P. G. S. C. Nugraha, and G. S. Mahendra, "Implementasi Naïve Bayes Pada Data Mining Untuk Mengklasifikasikan Penjualan Barang Terlaris Pada Perusahaan Ritel," 2021.
- [3] S. I. M. Ramayu, I. M. Candiasa, and G. Rasben Dantes, "Implementasi Algoritma C4.5 Untukmenentukan Target Sosialisasi Berdasarkan Diagnosis Penyakit," Jun. 2018.
- [4] R. Avrizal and S. Dwiasnati, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 pada Penjualan Obat," 2019.
- [5] K. Rosita Dewi and K. Farouq Mauladi, "Analisa Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penjualan Obat Pertanian di Toko Dewi Sri," Kediri, Jun. 2019.
- [6] E. P. Cynthia and E. Ismanto, "Metode Decision Tree Algoritma C.45 Dalam Mengklasifikasi Data Penjualan Bisnis Gerai Makanan Cepat Saji," *Jurasik (Jurnal Ris. Sist. Inf. dan Tek. Inform.,* vol. 3, p. 1, Jan. 2018, doi: 10.30645/jurasik.v3i0.60.
- [7] Tri Bagus Tusarwenda, "Penerapan data mining dengan algoritma c4.5 dalam prediksi penjualan botol pada cv. Seribukilo," bekasi, 2018.
- [8] D. Lestari and M. Nasir, "Penerapan Metode C4.5 Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Memprediksi Penjualan Obat Pada Apotek Bunda Azka," *J. Pengemb. Sist. Inf. dan Inform.,* vol. 2, no. 3, pp. 174–187, 2021, doi: 10.47747/jpsii.v2i3.554.
- [9] M. Arifin, "Implementasi Data Mining Pada Prediksi Pemesanan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Kimia Farma)," *J. Pelita Inform.,* vol. 8, no. 3, pp. 353–356, 2020.
- [10] A. S. Fadila, "Prediksi kebutuhan obat menggunakan teknik data mining," Universitas Sumatera Utara Medan, 2021.
- [11] N. Adha, O. Saputri, and M. Elvirasari, "Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Menentukan Jumlah Penjualan Obat Yang Banyak Terjual Pada," *Informanika J.,* vol. 7, no. 2, pp. 44–51, 2021.