



**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

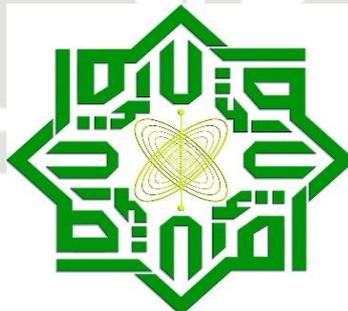
**ANALISA TINGKAT PENJUALAN PRODUK DENGAN *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*, *DECISION TREE* DAN *NAÏVE BAYES***  
**(Studi Kasus : PT. Henson Alfa Gross)**

**TUGAS AKHIR**

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat  
 untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
 pada Program Studi Matematika

oleh:

**DIANA APRILIA**  
**12050427209**



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**  
**UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU**  
**PEKANBARU**  
**2024**



**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**LEMBAR PERSETUJUAN**

**ANALISA TINGKAT PENJUALAN PRODUK DENGAN *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*, *DECISION TREE* DAN *NAÏVE BAYES*  
(Studi Kasus PT. Henson Alfa Gross)**

**TUGAS AKHIR**

oleh:

**DIANA APRILIA**  
**12050427209**

Telah diperiksa dan disetujui sebagai laporan tugas akhir di Pekanbaru, pada tanggal 5 Juni 2024

Ketua Program Studi

**Wartono, M.Sc.**  
NIP. 19730818 2006 04 1 003

Pembimbing

**M. Marizal, M.Sc.**  
NIP. 19880320 2019 03 1 006

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## LEMBAR PENGESAHAN

### ANALISA TINGKAT PENJUALAN PRODUK DENGAN *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*, *DECISION TREE* DAN *NAÏVE BAYES* (Studi Kasus PT. Henson Alfa Gross)

#### TUGAS AKHIR

oleh:

**DIANA APRILIA**  
**12050427209**

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau di Pekanbaru, pada tanggal 5 Juni 2024

Pekanbaru, 5 Juni 2024  
Mengesahkan

Ketua Program Studi



**Dr. Hartono, M.Pd.**  
**NIP. 19640301 199203 1 003**

**Wartono, M.Sc.**  
**NIP. 19730818 200604 1 003**

#### DEWAN PENGUJI

Ketua : Corry Corazon Marzuki, M.Si.

Sekretaris : M. Marial, M.Sc.

Anggota I : Dr. Riswan Efendi, M.Sc.

Anggota II : Rahmadeni, M.Si.



## LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum dengan ketentuan bahwa hak cipta pada penulis. Referensi perpustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan yang meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**LEMBAR PERNYATAAN**

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 5 Juni 2024  
Yang membuat pernyataan,



**Diana Aprilia**  
12050427209

## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mempublikasikan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## LEMBAR PERSEMBAHAN

Alhamdulillah, segala puji syukur bagi Allah SWT atas limpahan rahmat, taufiq, hidayah dan inayah-Nya kepada penulis beserta keluarga dan saudara lainnya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini tepat pada waktunya. Skripsi ini penulis persembahkan untuk :

1. Cinta pertama dan panutanku, Ayahanda **Rudi Warman**. Beliau memang tidak sempat merasakan pendidikan sampai dengan bangku perkuliahan, namun beliau mampu mendidik penulis, mendoakan, memberikan semangat dan motivasi tiada henti hingga penulis dapat menyelesaikan studinya sampai sarjana.
2. Pintu surgaku, Ibunda tercinta **Ervina**. Terima kasih sebesar-besarnya penulis berikan kepada beliau atas segala bentuk bantuan, semangat dan doa yang diberikan selama ini. Terima kasih atas nasihat yang selalu diberikan meski terkadang pikiran kita tidak sejalan, terima kasih atas kesabaran dan kebesaran hati menghadapi penulis yang keras kepala. Ibu menjadi pengingat, penguat dan sumber semangat paling hebat. Terima kasih, sudah menjadi tempat ternyamanku untuk pulang, bu.
3. Satu-satunya adik tersayangku, **Danish**. Walaupun tidak bisa memberikan masukan kepada penulis setidaknya kehadirannya sedikit menghibur penulis dengan menjadi tempat untuk melampiaskan emosi yang sudah tertahan, tapi walaupun begitu kamu tetap menjadi adik tersayangku.
4. Nenek tersayang, **Murni**, Terima kasih nek sudah mensupport cucu tersayangmu ini, dan selalu perhatian serta mendukung apapun yang penulis lakukan. Terima kasih sudah menjadi tempat pelarian terbaik bagi cucu tersayangmu ini, nek.
5. Seseorang yang tidak kalah penting kehadirannya, Arfan Budiman A., S.Or. Terima kasih telah menjadi perjalanan hidup penulis. Berkontribusi banyak dalam penulisan skripsi ini, baik tenaga maupun waktu. Telah mendukung, menghibur, mendengarkan keluh kesah dan memberikan semangat untuk pantang menyerah.
6. Adik sepupu tersayang, **Febriani Julindra**, yang turut serta membantu penulis untuk menyelesaikan skripsi ini. Terima kasih juga telah mensupport serta menghibur dikala penulis membutuhkan hiburan.
7. Sahabat yang paling mengerti penulis, **Alma Alfiani**. Terima kasih sudah selalu memberikan inspirasi untuk terus melangkah maju kedepan, menjadi teman bertukar pikiran, tempat berkeluh kesah tentang semua hal dan menjadi support system

terbaik bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi dan masalah hidup. Terima kasih atas waktu, materi, doa yang senantiasa dilangitkan dan seluruh hal baik yang diberikan kepada penulis selama ini. Terima kasih sudah hadir dan menetap dalam kehidupan penulis, kamu adalah salah satu hadiah terbaik dari tuhan yang diberikan kepada penulis. Semoga disegerakan untuk kita bertemu, ya.

Sahabat yang juga sudah menemani penulis di bangku perkuliahan, **HOT (Harapan Orang Tua)** aka Abdilla Mufarida, Atika Arisma, Siti Rohima Siregar, Rizki Tiara Yuriska, Yasyrifah Liaunillah, Kuncara Ariadi, Muhammad Ikbal Lubis dan Ryanda Boma. Terima kasih sudah banyak membantu dan kebersamai proses penulis dari awal perkuliahan sampai skripsi. Terima kasih atas segala bantuan, waktu, support dan kebaikan yang diberikan kepada penulis selama ini. *See you on top, guys.*

Seluruh teman-teman Matematika Angkatan 2020 yang telah berperan banyak memberikan pengalaman dan pembelajaran selama di bangku perkuliahan ini.

10. Last but not least, untuk **Diana Aprilia**. Terima kasih sudah mau menepikan ego dan memilih untuk kembali bangkit dan menyelesaikan semua ini. Kamu selalu berharga, tidak peduli seberapa putus asanya kamu sekarang, tetaplah mencoba bangkit. Terima kasih banyak sudah bertahan, penulis berjanji bahwa kamu akan baik-baik saja setelah ini. Kamu keren dan hebat Diana.

#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mempublikasikan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## ANALISA TINGKAT PENJUALAN PRODUK DENGAN *K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN)*, *DECISION TREE* DAN *NAÏVE BAYES* (Studi Kasus PT. Henson Alfa Gross)

**DIANA APRILIA**  
**NIM : 12050427209**

Tanggal Sidang : 5 Juni 2024  
Tanggal Wisuda :

Program Studi Matematika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau  
Jl. Soebrantas No. 155 Pekanbaru

### ABSTRAK

Bisnis perdagangan semakin lama semakin meningkat sejalan dengan perkembangan aplikasi data mining begitu pesat di segala bidang termasuk juga pada analisis tingkat penjualan produk dengan mengklasifikasikan kategori status produk bisa dikatakan laris atau tidak laris. Algoritma yang sering digunakan dalam klasifikasi dengan akurasi yang baik adalah *K-Nearest Neighbor*, *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*. Penelitian ini dilakukan untuk menentukan nilai akurasi dan nilai *error* pada studi kasus PT. Henson Alfa Gross juga untuk menentukan algoritma mana yang lebih akurat untuk menganalisis tingkat penjualan produk di PT. Henson Alfa Gross dan di dapatkan hasil bahwa ketiga algoritma tersebut dapat mengklasifikasikan status produk dengan baik karena akurasi yang di dapatkan pada ketiga algoritma tersebut lebih dari sembilan puluh persen dan dengan *error* di bawah sepuluh persen. Namun dari ketiga algoritma tersebut K-NN lebih unggul karena memiliki akurasi sebesar sembilan puluh lima koma tujuh puluh delapan persen dan dengan nilai eror sebesar delapan koma nol lima persen.

**Kata Kunci** : Data Mining, Decision Tree, Klasifikasi, K-NN, Naïve Bayes.

UIN SUSKA RIAU



## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**ANALYSIS OF PRODUCT SELLING STEPS WITH K-NEAREST  
NEIGHBOR (K-NN), DECISION TREE AND NAÏVE BAYES  
(Case Study PT. Henson Alfa Gross)**

**DIANA APRILIA  
NIM : 12050427209**

*Date of Final Exam* : 5 June 2024  
*Date of Graduation* :

*Department of Mathematics  
Faculty of Science and Technology  
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau  
Soebrantas St. No. 155 Pekanbaru - Indonesia*

**ABSTRACT**

*The trading business is increasing over time in line with the rapid development of data mining applications in all fields, including the analysis of product sales levels by classifying product status categories that can be said to be in demand or not in demand. Algorithms that are often used in classification with good accuracy are K-Nearest Neighbor, Decision Tree and Naïve Bayes. This research was conducted to determine the accuracy value and error value in the case study of PT Henson Alfa Gross as well as to determine which algorithm is more accurate to analyze the product sales level at PT Henson Alfa Gross and obtained the results that the three algorithms can classify product status well because the accuracy obtained in the three algorithms is more than ninety percent and with an error below ten percent. However, of the three algorithms, K-NN is superior because it has an accuracy of ninety-five point seventy-eight percent and with an error value of eight point zero five percent.*

**Keywords** : *Data Mining, Decision Tree, Classification, K-NN, Naïve Bayes*

UIN SUSKA RIAU

## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Allah Subhanahuwata'ala, atas segala rahmat, karunia, dan hidayahnya, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir berjudul "**Analisa Tingkat Penjualan Produk dengan *K-Nearest Neighbor (K-NN)*, *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*.**" Dengan kata *Allahumma sholli ala Muhammad wa ala ali Muhammad*, semoga salawat dan salam terlimpah kepada Nabi Muhammad Shalallahu Alaihi Wassalam.

Salah satu syarat untuk menyelesaikan kuliah di program studi matematika adalah menyusun laporan Tugas Akhir ini. Tidak diragukan lagi, banyak pihak yang telah memberikan bantuan moril dan materil dalam penyusunan laporan Tugas Akhir ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Hairunas, M.Ag. selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Bapak Dr. Hartono, M.Pd. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
3. Bapak Wartono, M.Sc. selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
4. Bapak Nilwan Andiraja, M.Sc. selaku Sekretaris Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
5. Dosen pembimbing saya, Bapak M. Marizal, M.Sc., yang telah meluangkan waktunya untuk berkonsultasi tentang proses penyelesaian proposal tugas akhir ini.
6. Dosen Penguji 1 dan penguji 2, Bapak Dr. Riswan Efendi, M.Sc dan Ibu Rahmadeni, M.Si, yang telah meluangkan waktu untuk mengoreksi tugas akhir saya.
7. Ketua sidang saya, Ibu Corry Corazon Marzuki, M.Si, yang sudah bersedia memimpin jalannya sidang.

## Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Terutama untuk kedua orang tua dan seluruh keluarga yang telah memberikan dorongan, semangat, dan doa kepada penulis untuk terus berusaha sebaik mungkin dan semaksimal mungkin dalam menyelesaikan laporan Proposal Tugas Akhir ini..

Seseorang yang selalu mau direpotkan, menemani, membantu serta memberi dukungan untuk menyelesaikan laporan Proposal Tugas Akhir ini.

FEBRIANI JULINDRA, adik sepupu saya, yang banyak memberikan bantuan dan dorongan yang tak terhitung jumlahnya selama penulis mengerjakan Proposal Tugas Akhir ini.

Terkhusus untuk teman karib dari HOT, yang telah memberikan inspirasi dan dorongan.

12. Penulis dimotivasi dan didorong untuk menyelesaikan laporan Proposal Tugas Akhir ini oleh rekan-rekannya matematika yang namanya tidak dapat disebutkan.

Mungkin ada kesalahan dan kekurangan dalam penulisan dan penyajian materi. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran dari berbagai sumber untuk menyempurnakan Laporan Tugas Akhir ini.

*Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh*

Pekanbaru, 5 Juni 2024

**Diana Aprilia**  
**12050427209**

UIN SUSKA RIAU

## DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN .....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL .....	iv
LEMBAR PERNYATAAN .....	v
LEMBAR PERSEMBAHAN .....	vi
ABSTRAK .....	viii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR .....	x
DAFTAR ISI .....	xii
DAFTAR SIMBOL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL .....	xvi
DAFTAR SINGKATAN .....	xvii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xviii
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	4
1.3 Batasan Masalah .....	4
1.4 Tujuan Penelitian .....	4
1.5 Manfaat Penelitian .....	4
1.6 Sistematika Penelitian .....	5
<b>BAB II LANDASAN TEORI.....</b>	<b>6</b>
2.1 <i>K-Nearest Neighbor (K-NN)</i> .....	6
2.2 <i>Decision Tree</i> .....	11
2.3 <i>Naïve Bayes</i> .....	18
2.4 <i>Data Mining</i> .....	23
2.4.1 Pengetahuan Tentang <i>Data Mining</i> .....	23
2.4.2 <i>Knowledge Discoknowledgevery Database (KDD)</i> ..	24
2.4.3 Algoritma dan Metode <i>Data Mining</i> .....	26
2.5 RapidMiner .....	27

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.6	Penelitian Terdahulu .....	28
<b>BAB III</b>	<b>METODE PENELITIAN .....</b>	<b>31</b>
3.1	Data <i>Understanding</i> .....	31
3.2	Populasi .....	31
3.3	Alat dan Bahan.....	31
3.3.1	Alat Penelitian.....	31
3.3.2	Bahan Penelitian .....	31
3.4	Pengolahan Data .....	31
<b>BAB IV</b>	<b>PEMBAHASAN.....</b>	<b>33</b>
4.1	Klasifikasi Algoritma.....	33
4.1.1	<i>K-Fold Cross Validation</i> .....	33
4.1.2	<i>Cross Validation K-Nearest Neighbor (K-NN)</i> .....	35
4.1.3	<i>Cross Validation Decision Tree</i> .....	35
4.1.4	<i>Cross Validation Naïve Bayes</i> .....	36
4.1.5	Pemilihan Model Terbaik .....	36
4.1.6	Analisis Hasil Pengujian.....	43
4.1.4	Diskusi .....	43
<b>BAB V</b>	<b>PENUTUP .....</b>	<b>45</b>
5.1	Kesimpulan .....	45
5.2	Saran .....	45
	<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>46</b>
	<b>Lampiran 1 Hasil Perhitungan K-NN di RapidMiner .....</b>	<b>51</b>
	<b>Lampiran 2 Hasil Perhitungan Decision Tree di RapidMiner .....</b>	<b>56</b>
	<b>Lampiran 3 Hasil Perhitungan Naïve Bayes di RapidMiner.....</b>	<b>61</b>
	<b>Daftar Riwayat Hidup .....</b>	<b>65</b>

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## DAFTAR SIMBOL

$d(x, y)$	: Jauhnya data $x$ ke data $y$ (jarak)
$x_i$	: Data pemeriksaan ke- $i$ (dalam K-NN) ( <i>data testing</i> )
$y_i$	: Data <i>Training</i> ke- $i$ (dalam K-NN)
$\bar{m}$	: Nilai rata-rata
$n$	: Dimensi data
$p_k$	: Objek $p$ ke $k$
$q_k$	: Objek $q$ ke $k$
$c_k$	: <i>Centroid</i> pada <i>cluster</i> ke $k$
$n_k$	: Jumlah dokumen yang berada dalam satu <i>cluster</i>
$d_i$	: Jumlah dari nilai jarak yang masuk dalam masing-masing <i>cluster</i>
$S$	: Ruang (data) sampel yang digunakan untuk pelatihan
$p_{\oplus}$	: Jumlah yang bersolusi positif atau mendukung pada data sampel untuk kriteria tertentu
$p_{\ominus}$	: Jumlah yang bersolusi negatif atau tidak mendukung pada data sampel untuk kriteria tertentu
$P(A)$	: Peluang terjadinya peristiwa $A$
$P(B)$	: Peluang terjadinya peristiwa $B$
$P(A')$	: Probabilitas kejadian $A$ tidak terjadi
$P(A B)$	: Peluang terjadinya peristiwa $A$ jika peristiwa $B$ sudah terjadi
$P(B A)$	: Peluang terjadinya peristiwa $B$ jika peristiwa $A$ sudah terjadi
$P(B A')$	: Peluang terjadinya peristiwa $B$ jika peristiwa $A$ tidak terjadi
$P$	: Peluang
$X_i$	: Atribut ke- $i$ (dalam Naïve Bayes)
$x_i$	: Nilai atribut ke- $i$ (dalam Naïve Bayes)
$Y$	: Kelas yang dicari
$y$	: Sub-kelas yang dicari (dalam Naïve Bayes)
$\sigma$	: Standar Deviasi, menyatakan varian dari seluruh atribut

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pemahaman konsep algoritma K-NN .....	8
Gambar 2. 2 Penggambaran Decision Tree .....	14
Gambar 2. 3 Gambar Pohon Keputusan .....	18
Gambar 2.4 Alur Kerja Naïve Bayes .....	21
Gambar 2.5 Proses Data Mining .....	24
Gambar 2.6 Proses Knowledge Discovery Database (KDD) .....	25
Gambar 3.1 Flowchart .....	32
Gambar 4. 1 Skema Algoritma K-NN, Decision Tree dan Naïve Bayes.....	33
Gambar 4. 2 Proses <i>Cross Validation</i> K-NN.....	35
Gambar 4. 3 Proses <i>Cross Validation Decision Tree</i> .....	35
Gambar 4. 4 Proses <i>Cross Validation Naïve Bayes</i> .....	36
Gambar 4. 5 Nilai Akurasi Algoritma K-NN.....	37
Gambar 4. 6 Nilai Akurasi Algoritma <i>Decision Tree</i> .....	39
Gambar 4. 7 Nilai Akurasi Algoritma <i>Naïve Bayes</i> .....	41

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Data K-NN .....	10
Tabel 2. 2 Jarak dan Ranking K-NN.....	11
Tabel 2. 3 Data Decision Tree .....	16
Tabel 2. 4 Hasil node I.....	16
Tabel 2. 5 Data Personal Care Div AB5 .....	17
Tabel 2. 6 Hasil node II.....	17
Tabel 2. 7 Data Home Care Div AB5 .....	17
Tabel 2. 8 Hasil node III .....	17
Tabel 2. 9 Data Snack Div AB3.....	17
Tabel 2. 10 Hasil node IV .....	18
Tabel 2. 11 Data <i>Naive Bayes</i> .....	22
Tabel 2. 12 Probabilitas kelas .....	22
Tabel 2. 13 Data yang sesuai kriteria.....	22
Tabel 4. 1 <i>10-Fold CrossValidation</i> .....	34
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Algoritma.....	43

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

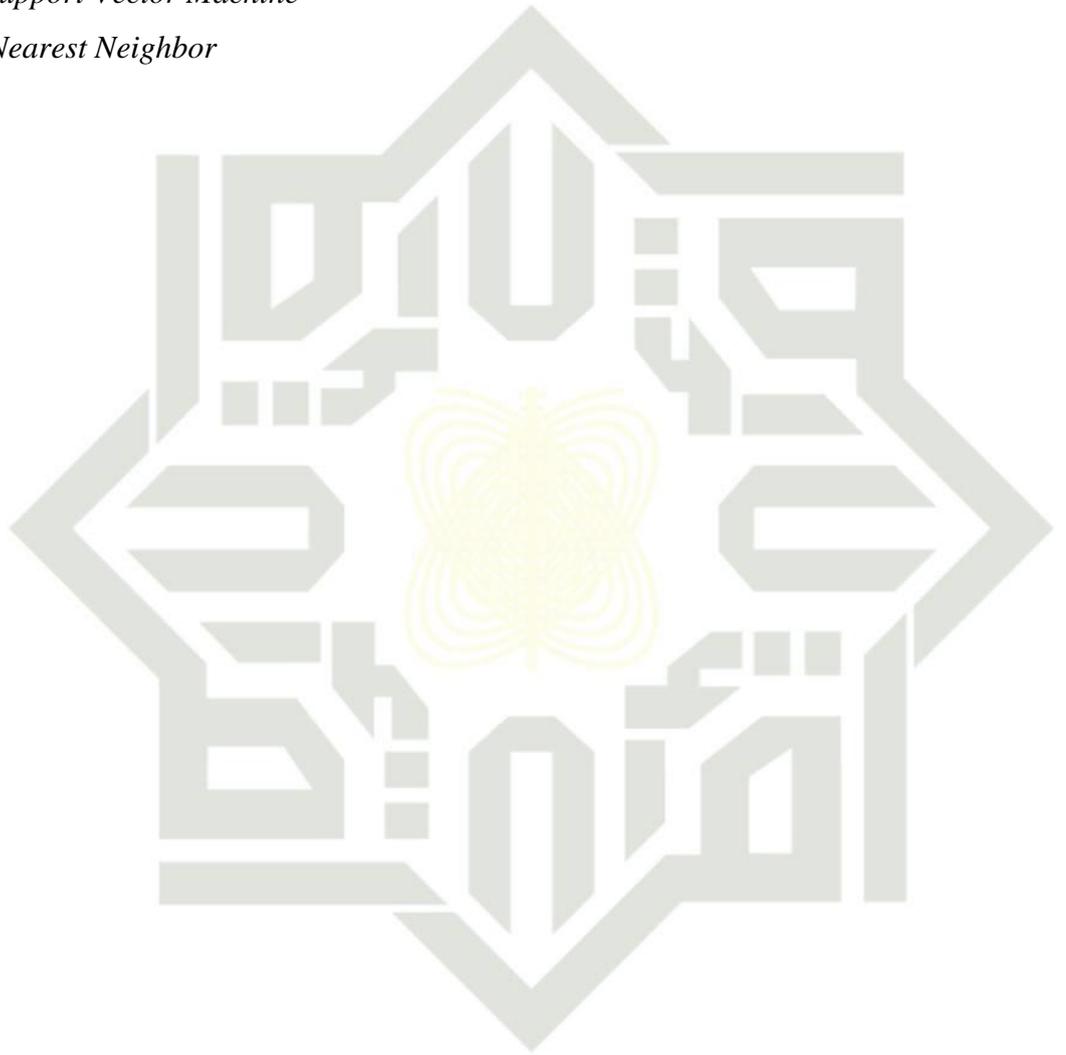
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## DAFTAR SINGKATAN

K-NN	: <i>K-Nearest Neighbor</i>
CART	: <i>Classification and Regression Tree</i>
CRISP-DM	: <i>CRoss Industry Standard Process for Data Mining</i>
SVM	: <i>Support Vector Machine</i>
1-NN	: <i>Nearest Neighbor</i>

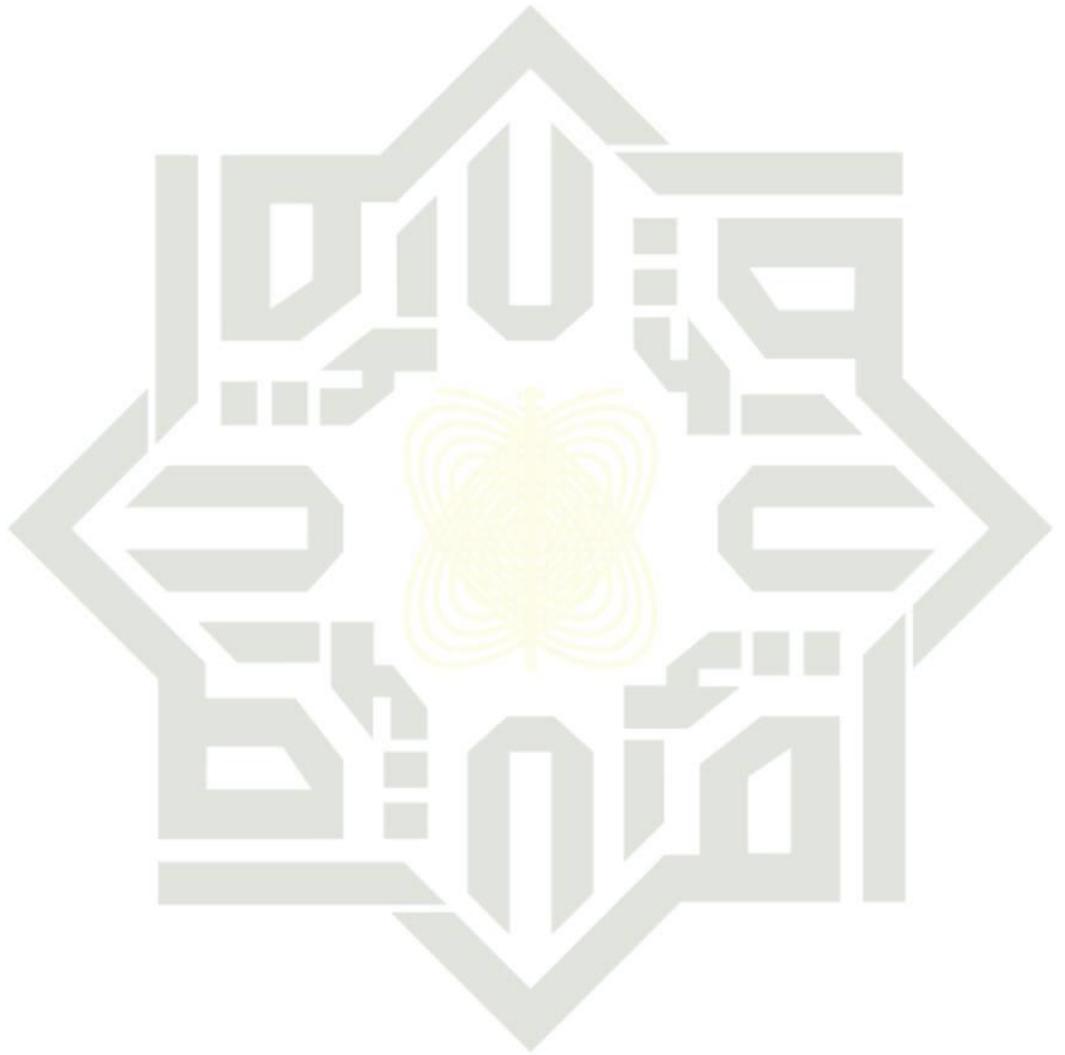
### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil Perhitungan K-NN di RapidMiner.....	51
Lampiran 2 Hasil Perhitungan Decision Tree di RapidMiner .....	56
Lampiran 3 Hasil Perhitungan Naïve Bayes di RapidMiner.....	61



UIN SUSKA RIAU

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## BAB I PENDAHULUAN

### 1. Latar Belakang

Sebuah bisnis perlu memiliki barang-barang tertentu yang dapat dijual kepada pelanggan yaitu produk. "Produk dalam arti umum adalah segala sesuatu yang dapat ditawarkan ke pasar untuk perhatian, dibeli, digunakan atau dikonsumsi dan dapat memuaskan keinginan dan kebutuhan", jadi produk adalah barang yang ditawarkan kepada konsumen dalam proses jual beli. [1].

PT. Henson Alfa Gros adalah bisnis swasta yang berurusan dengan barang grosir. Bisnis ini didirikan pada tahun 1998, dan kantor utamanya berlokasi di Jalan Melati No. 23 A, Sukajadi, Kota Pekanbaru, Riau. Perusahaan ini merupakan salah satu pelanggan dari anak usaha PT Sumber Alfaria Trijaya Tbk, yang merupakan pemilik rangkaian toko ritel Alfamart. Bisnis perdagangan melihat peningkatan tingkat persaingan di era perdagangan saat ini. Kapasitas bisnis untuk mengenali dan memasarkan hal-hal yang paling diminati konsumen untuk dibeli adalah salah satu elemen keberhasilannya yang paling penting. Maka dari itu jumlah penjualan yang dilakukan setiap hari, diikuti oleh informasi penjualan yang ada dalam perusahaan, jumlahnya meningkat.

Maka dari itu meningkatnya penjualan dan peningkatan tersebut membutuhkan informasi, pengenalan serta klasifikasi untuk semua produk agar bisa melihat barang apa yang paling menjanjikan terjual lebih banyak dan barang yang kurang menjanjikan dalam penjualan. Mengingat keberadaan pengklasifikasian, perusahaan dapat memastikan mana produk yang nilai penjualan produknya tinggi atau sangat laris, sedang atau cukup laris, dan rendah atau kurang laris. Akibatnya untuk manajemen stok yang ada di gudang dapat teratasi atau dengan kata lain tidak menumpuk stok produk yang kurang laris. Setelah pengolahan data selesai, seharusnya bisa langsung memberikan solusi terbaik untuk perusahaan, dan diantisipasi bahwa pemilik bisnis dapat melaksanakan strategi promosi yang memadai untuk dapat memenuhi kebutuhan pelanggan.

#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Secara Digitalisasi permasalahan ini bisa diterima dengan metode dan algoritma yang dapat mengklasifikasikan dan menelaah hasil transaksi penjualan perusahaan tersebut. Pelaksanaan dan pengaplikasian metode yang berbeda tetapi dimungkinkan untuk mendapatkan skor akurasi yang berbeda menggunakan data yang sama. Pemakaian empat metode berbeda dengan data yang sama bertujuan untuk membandingkan metode mana yang mempunyai nilai keakuratan yang lebih tinggi dalam mengklasifikasikan produk [3].

Teknik *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode yang sangat mudah dengan tingkat akurasi tinggi yang mengklasifikasikan data berdasarkan seberapa dekat suatu lokasi data dengan lokasi data lain (jarak) [4]. Tujuan algoritma K-NN adalah untuk mengkategorikan objek baru menggunakan atribut dan data pelatihan mereka [5].

Salah satu teknik *supervised learning* dalam *data mining* adalah algoritma *Decision Tree*, yang memiliki sejumlah komponen yang dapat diterapkan untuk memecahkan masalah [6]. *Decision tree* adalah struktur dengan simpul internal, tepi, dan simpul daun yang membantu pengambilan keputusan. Dalam *data mining decision tree*, teknik yang paling populer adalah algoritma CART. (*Classification and Regression Tree*) atau C4.5, yang memungkinkan pembuatan pohon keputusan dengan menghitung tingkat kemurnian atau keheterogenan data pada setiap simpul. Dengan menggunakan pohon keputusan, kita dapat melakukan prediksi atau klasifikasi terhadap data baru dengan mengikuti jalur pada pohon keputusan, dimulai dari akar pohon hingga mencapai simpul yang merepresentasikan hasil prediksi atau klasifikasi [7].

*Naïve bayes* merupakan pengklasifian memanfaatkan teknik statistik dan probabilitas, yang ditemukan ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu, *Teorema Bayes*, yang memprediksi pemilihan di masa depan berdasarkan pengalaman masa lalu. Ketika kondisi antara karakteristik dianggap saling independen, teorema dikombinasikan dengan *Naïve* [8]. Meski sederhana, model Naive Bayesian classifier seringkali berfungsi dengan baik dan banyak digunakan karena seringkali lebih baik daripada metode klasifikasi yang lebih canggih. Ini dilakukan tanpa memerlukan estimasi parameter berulang yang rumit [9]. Metode klasifikasi

probabilistik langsung, *Naïve Bayes* menciptakan serangkaian probabilitas dengan menambahkan frekuensi dan kombinasi nilai yang mungkin dari dataset yang diberikan. Algoritma ini menggunakan *teorema Bayes* dan mengasumsikan bahwa, pada nilai-nilai variabel kelas, semua karakteristik independen atau tidak bergantung. Menurut interpretasi alternatif, *Naïve Bayes* adalah sistem klasifikasi berbasis statistik dan probabilitas yang dibuat oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yang melibatkan peramalan peluang masa depan dengan memanfaatkan pengalaman masa lalu [10].

Munculnya teknologi *data mining* dapat dikaitkan dengan meningkatnya jumlah data yang tersedia, tetapi berkurangnya ketersediaan informasi yang dibutuhkan untuk pengambilan keputusan. Menyeret atau mengekstraksi informasi penting dari sejumlah besar data dikenal sebagai *data mining*. Selain itu, *data mining* menawarkan pengambil keputusan alternatif penting untuk pengembangan bisnis [11]. Salah satu langkah dalam *data mining* adalah klasifikasi, yang mencari hubungan dan menetapkan karakteristik atau kelas label sampel yang perlu dikategorikan [12]. Metode klasifikasi, yang melibatkan *Supervised learning*, mencari fitur atau model yang dapat secara akurat mengantisipasi kelas objek untuk membedakan seluruh kelas label data. [13].

Melihat permasalahan di atas, penulis tertarik melakukan penelitian dengan memanfaatkan data penjualan produk pada PT. Henson Alfa Gross untuk "Analisa tingkat penjualan produk menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*".

Penelitian yang terkait pernah dilakukan oleh [2] dengan hasil metode K-NN cocok digunakan untuk mengklasifikasi dan memprediksi produk terlaris untuk UD Andar, [3] dengan hasil *K-Means* lebih akurat dibanding K-NN yaitu 78,37%, [7] dengan hasil *Decision Tree* merupakan algoritma terbaik yaitu 92,31%, [8] dengan hasil *Decision Tree* lebih akurat dibanding yang lain yaitu 98,86%, [20] di dapatkan hasil *Decision Tree* lebih akurat di banding algoritma lain yaitu 72,74%, [21] dengan hasil K-NN merupakan algoritma terbaik 98,87%, dan juga [22] dengan hasil *Naïve Bayes* lebih akurat di banding algoritma lain 93,23%.

#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

#### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

### 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan dari latar belakang, dapat di ambil rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu: Manakah algoritma yang lebih akurat untuk menganalisis tingkat penjualan produk di PT. Henson Alfa Gross dari algoritma K-NN, *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*?

### 1.3 Batasan Masalah

Batas masalah harus dibuat dalam penelitian untuk mendapatkan hasil. Berikut ini adalah beberapa batasan masalah dalam studi tentang Analisis Tingkat Penjualan Produk menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Decision Tree* dan *Naïve Bayes* yaitu:

- a. Data penjualan produk pada PT. Henson Alfa Gros Divisi AB5, AB2 dan AB3 dari bulan Agustus tahun 2021 sampai dengan bulan Agustus tahun 2023.
- b. Menggunakan Metodologi yaitu CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) dan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*.
- c. Perhitungan dengan analisis data dengan *software* RapidMiner.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada penjelasan rumusan masalah, maka diperoleh tujuan penelitian ini, yaitu: Menentukan algoritma mana yang nilai akurasi nya lebih tinggi untuk menganalisis tingkat penjualan produk di PT. Henson Alfa Gross dari algoritman K-NN, *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat pada penelitian ini adalah:

- a. Mengembangkan dan memperdalam ilmu pengetahuan matematika khususnya tentang metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), algoritma *Decision Tree* serta algoritma *Naïve Bayes*.
- b. Dapat menjadikan referensi tambahan dalam bidang statistika.



**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- c. Menambah literatur referensi perpustakaan tentang metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), algoritma *Decision Tree* serta algoritma *Naïve Bayes*.

**1.6 Sistematika Penelitian**

Saat menyiapkan laporan Tugas Akhir tentang Analisis Tingkat Penjualan Produk menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*, ada beberapa sistematika yang terlibat, yaitu sebagai berikut:

**BAB I PENDAHULUAN**

Latar belakang rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat, dan sistematika penelitian semuanya termasuk dalam pendahuluan.

**BAB II LANDASAN TEORI**

Hipotesis dasar dalam bab ini dapat berfungsi sebagai dasar untuk penelitian lebih lanjut dan sebagai titik referensi dalam menganalisis *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Decision Tree* dan *Naïve Bayes*. Penting untuk menjelaskan teori dan konsep terkait.

**BAB III METODE PENELITIAN**

Langkah-langkah yang penulis ambil untuk mencapai tujuan studinya dirinci dalam bab ini, mulai dari strategi pengumpulan data hingga metode penelitian hingga tahap penelitian itu sendiri.

**BAB IV PEMBAHASAN**

Langkah-langkah yang diambil penulis untuk mencapai hasil yang ditunjukkan dalam pernyataan masalah dirinci dalam bab ini.

**BAB V PENUTUP**

Bab ini berisi kesimpulan dan saran dari hasil penelitian yang dilakukan oleh penulis.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 K-Nearest Neighbor (K-NN)

Metode *K-nearest neighbors* mengelompokkan objek menurut data yang jaraknya paling dekat dengannya. Pada awal tahun 1970-an, K-NN sudah dipakai sebagai metode non-parametrik untuk estimasi statistik dan pengenalan pola [24]. K-NN menurut konsep "*learning by analog y*" *Data learning* memiliki karakter numerik  $n$ -dimensi dan setiap *data learning* mewakili satu titik dalam ruang  $n$ -dimensi, yang ditandai dengan  $c$ . Jika satu *data query* dengan label yang belum diketahui dimasukkan, K-NN akan melacak  $k$  buah *data learning* yang berada di jarak paling dekat dengan *data query* pada ruang  $n$ -dimensi. Jarak antara *data query* dan *data learning* dapat diukur dengan menggunakan rumus *Euclidean distance* [24]. Menurut [25], "Jika seekor hewan memiliki gaya berjalan, vokalisasi, dan penampilan bebek, kemungkinan besar itu milik spesies bebek" adalah prinsip dasar algoritma NN.

Pada algoritma ini, nilai  $k$  menunjukkan banyak tetangga terdekat yang terlibat untuk membuat prediksi label kelas pada data uji.  $k$  tetangga terdekat yang dipilih kemudian diadakan *voting* kelas, dan kelas dengan suara tetangga terbanyak diberikan sebagai label kelas hasil dugaan pada data uji [26]. Dalam algoritma klasifikasi, algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan salah satu dari algoritma yang ada di dalamnya [27].

Menurut [25], Ada beberapa rumor kunci yang memengaruhi kemampuan K-NN, salah satunya adalah pemilihan  $k$  [28]. Jika  $k$  terlalu kecil, hasil prediksi dapat sensitif mengenai *noise*. Di lain sisi, jika  $k$  terlampau besar, tetangga terdekat yang dipilih mungkin terlalu banyak dari kelas lain, yang sebenarnya tidak sesuai karena jarak yang terlalu jauh. Teknik validasi silang dapat digunakan untuk memperkirakan nilai  $k$  terbaik. Sangat penting untuk memastikan bahwa  $k = 1$  memiliki kemampuan untuk menghasilkan nilai  $k$  yang berbeda, terutama untuk set data yang lebih kecil, seperti yang biasanya digunakan untuk latihan kelas atau penelitian. Namun demikian, nilai  $k$  yang lebih besar menunjukkan

#### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ketahanan terhadap *noise* yang lebih tinggi jika sampel yang cukup diberikan [25].

Metode untuk menggabungkan label kelas juga menjadi isu selanjutnya. Bagaimanapun, tetangga terdekat dapat menjadi masalah jika jarak mereka bervariasi, dan tetangga yang lebih dekat biasanya lebih handal menunjukkan label kelas. Metode pembobotan tetangga terdekat oleh jarak biasanya kurang sensitif terhadap nilai pilihan  $k$ . Faktor bobot yang biasanya diambil dari *invers* kuadrat jarak, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan di bawah, adalah salah satu dari banyak pilihan yang dapat digunakan

$$w_i = \frac{1}{d(x_i, z)^2} \quad (2.1)$$

Untuk data  $x_i$  yang dipilih sebagai tetangga terdekat,  $w_i$  menyatakan bobotnya, dan  $d(x_i, z)$  adalah jarak atau ketidakmiripan antara  $x_i$  dan uji  $z$ .

Nilai  $k$  yang digunakan, apakah genap atau ganjil, adalah isu lain yang penting untuk K-NN tanpa bobot. Memilih  $k$  ganjil dengan jumlah kelas genap akan lebih mudah. Meskipun demikian, dalam kasus genap, ada dua kemungkinan bahwa dua kelas memiliki jumlah suara *voting* yang sama. Dalam situasi di mana dua kelas atau lebih memiliki jumlah suara *voting* yang sama dan terbanyak, label kelas yang dipilih dapat berasal dari salah satu kelas tersebut. Ketika *voting* kelas hasil prediksi dihitung, nilai  $w$  digunakan sebagai algoritma, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$\text{Voting kelas terbobot: } y' = \arg \max_{v \in C} \sum_{y_i \in D_z} w_i x I(v = y_i) \quad (2.2)$$

Penggunaan semua data latih selama proses prediksi adalah masalah lain bagi K-NN selain isu-isu yang sudah dibahas sebelumnya. Set data yang besar membutuhkan kapasitas penyimpanan dan komputasi yang besar. Pengurangan jumlah prototipe (juga dikenal sebagai *template reduction*) diatasi dengan dua pendekatan yang umum. Metode pertama, yang dikenal sebagai *editing*, melibatkan pemrosesan data latih dengan tujuan untuk meningkatkan generalisasi. Data "*outlier*" atau data yang biasanya berada di sekitar kelas lain dihilangkan untuk menghilangkan prototipe yang berkontribusi meningkatkan laju misklasifikasi [29].

#### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

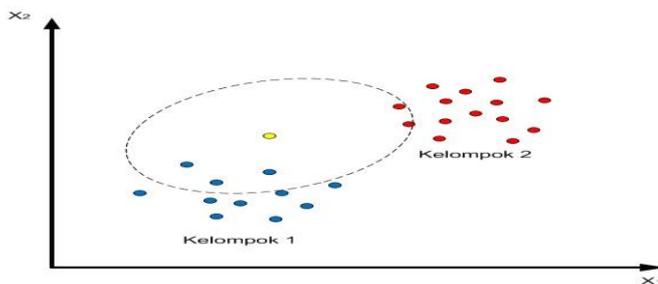
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Metode K-NN telah banyak dimodifikasi untuk menangani masalah yang disebutkan di atas. Karena perlu dilaksanakan beberapa prosedur untuk memperoleh set data baru yang akan dipakai untuk prediksi sebelum proses prediksi dimulai, K-NN tidak lagi murni *lazy learner*.

Fayed dan Atiya (2009) memperkenalkan *Template Reduction K-Nearest Neighbor* (TR-KNN). Tujuannya adalah membuat prototipe (set data latih) yang lokasinya jauh dari batas dan tidak mempengaruhi prediksi K-NN. Konsep yang diperkenalkan adalah rantai tetangga terdekat (*nearest neighbor chain*), yang merupakan kumpulan tetangga terdekat dari kelas alternatif. Dalam TR-KNN, setiap data  $x_i$  dalam set data latih membentuk rantai  $C_i$ . dan setiap data  $x_{ij}$  dalam rantai “dijatuhkan” (dari set kondensasi) jika  $d_{ij} > \alpha \cdot d_{ij+1}$ , di mana  $\alpha$  adalah ambang batas  $> 1$  dan  $j = 0, 2, 4, \dots$ , sampai dengan ukuran rantai. Sebagai catatan, hanya data dari kelas yang sama seperti  $x_i$  yang dapat dieliminasi, misalnya, hanya data genap dalam rantai diperbolehkan. Hal ini sangat penting untuk menyelesaikan masalah multikelas sebagai rantai yang dibentuk menggunakan metode *one-against-all*.



**Gambar 2.1** Pemahaman konsep algoritma K-NN

Nilai *similarity* pada algoritma K-NN diukur menurut jarak (*distance*) antara data *training* dan data *testing*. Metode *Euclidean distance* merupakan metode yang umum digunakan oleh para peneliti untuk menghitung jarak pada algoritma K-NN [30]. Di bawah ini adalah rumus untuk penghitungan *Euclidean distance*.

$$\begin{aligned}
 d(x, y) &= \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \\
 &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}
 \end{aligned}
 \tag{2.3}$$

di mana,  $d(x, y)$  merupakan jarak antara data  $x$  ke data  $y$ ;  $x_i$  merupakan data *testing* ke- $i$ ;  $y_i$  merupakan data *training* ke- $i$ .

### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Proses yang dilakukan oleh algoritma K-NN yaitu sebagai berikut:

1. Siapkan data
2. Tentukan nilai parameter  $k$ . nilai  $k$  dapat dipilih dengan manual.

Tidak ada cara khusus untuk menentukan nilai  $k$  terbaik, jadi kita perlu mencoba beberapa nilai untuk menemukan nilai  $k$  terbaik. Nilai  $k$  pada algoritma K-NN mendefinisikan berapa banyak tetangga yang akan diperiksa untuk menentukan klasifikasi data tertentu. Misalnya, jika  $k=1$ , data akan ditugaskan ke kelas yang sama dengan tetangga terdekatnya. Mendefinisikan  $k$  dapat menjadi tindakan penyeimbang karena nilai yang berbeda dapat menyebabkan berlebihan atau tidak sesuai. Nilai  $k$  yang lebih rendah dapat memiliki varians yang tinggi, tetapi nilai praduga yang rendah. Sedangkan nilai  $k$  yang lebih besar dapat menyebabkan nilai praduga yang tinggi dan varians yang lebih rendah. Pilihan  $k$  akan sangat bergantung pada data input karena data dengan lebih banyak outlier kemungkinan akan berkinerja lebih baik dengan nilai  $k$  yang lebih tinggi. Secara keseluruhan, disarankan untuk memilih nilai  $k$  berupa angka ganjil untuk menghindari ikatan dalam klasifikasi. Strategi cross validation juga dapat digunakan untuk membantu kita memilih  $k$  yang optimal untuk dataset yang kita miliki [31].

3. Hitung selisih pada data.

Ada beberapa metode perhitungan jarak yang bisa digunakan pada algoritma K-NN yaitu : *Euclidean Distance*, *Manhattan Distance* dan *Minkowski Distance*.

Rumus *Euclidean Distance* seperti pada Persamaan (2.3)

Rumus *Manhattan Distance* sebagai berikut :

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (2.4)$$

dimana,  $d$  : jarak antara  $x$  dan  $y$ ;  $x$  : data pusat kluster;  $y$  : data pada atribut.

Rumus *Minkowski Distance* seperti berikut :

$$d(x, y) = (\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p)^{1/p} \quad (2.5)$$

dimana,  $d$  : jarak antara  $x$  dan  $y$ ;  $x$  : data pusat kluster;  $y$  : data pada atribut;  $i$  : setiap data;  $n$  : jumlah data;  $x_i$  : data pada pusat kluster ke  $i$ ;  $y_i$  : data pada setiap data ke  $i$ ;  $p$  : power.

Namun pada penelitian ini memakai metode *Euclidean distance* seperti pada persamaan (2.3). Fungsi menghitung selisih atau jarak pada data adalah untuk bisa menentukan data tersebut bisa masuk ke tetangga terdekat sehingga bisa di klasifikasikan ke dalam kelas tersebut.

4. Data harus diurutkan dari jarak terkecil.

Mengurutkan data dari jarak terkecil setelah mendapatkan selisih atau jarak yang sudah dilakukan pada tahap sebelumnya.

5. Memilih kelas, di mana kelas yang dipilih mempunyai nilai  $k$  terbanyak pada data.

Jadi untuk memilih kelas dapat dilihat  $k$  mana yang paling banyak berada dekat dengan data tersebut. Menurut [32] Salah satu algoritma *lazy learning* untuk klasifikasi data adalah *K-Nearest Neighbor* (K-NN), yang beroperasi secara lokal dalam data numerik menggunakan pendekatan ukuran jarak (*dissimilarity*). Salah satu keunggulan K-NN adalah kemudahan penggunaan, tetapi umumnya bisa memberikan kinerja yang layak untuk bentuk klasifikasi data. Oleh karena itu, K-NN merupakan salah satu metode *machine learning* yang sering dimodifikasi serta diperbaiki oleh para ahli. Ini karena kinerjanya, kemudahan penggunaan, dan kelemahan-kelemahan yang dimilikinya.

- Cara menyelesaikan contoh soal tentang K-NN di excel

Tabel 2. 1 Data K-NN

Produk	AT	OMS	Label	Ket
SGFJ	100	176	Personal Care	Laris
SGFO	421	8.403	Personal Care	Sangat Laris
SGFP	39	92	Personal Care	Kurang Laris
CZ-R03+	115	250	Home Care	Laris
CZ	115	250	Home Care	Laris
ALK-AA	140	17	Home Care	Kurang Laris
KRATINGDAENG	656	436	Snack	Laris
YOU C-1000 WATER	390	1.987	Snack	Laris
TORPEDO	234	1.500	Snack	?

Tabel 2.1 merupakan data yang akan diolah menggunakan algoritma K-NN.

Cara untuk menyelesaikan data pada Tabel 2.1 adalah sebagai berikut:

#### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

1. Menentukan nilai parameter K;  
Dimisalkan parameter K yang kita tentukan adalah 7.
2. Menentukan jarak atau selisih dengan rumus pada Persamaan (2.3) dan didapatkan hasil seperti berikut :

**Tabel 2. 2 Jarak dan Ranking K-NN**

Jarak	Ranking
1330,763691	5
26905,53242	8
1421,43906	6
1255,651624	4
1255,651624	3
1485,97611	7
1144,630945	2
311,3755958	1
0	0

Tabel 2.2 merupakan hasil dari perhitungan jarak dan ranking yang sudah diolah dari Tabel 2.1.

3. Mengurutkan data dari jarak terkecil
4. Menentukan kelas terdekat  
Kelas terdekat dengan jarak dari produk torpedo adalah **Laris**, jadi torpedo masuk ke dalam kelas **Laris**.

**2.2 Decision Tree**

Algoritma *Decision tree* merupakan penerapan *data mining* klasifikasi dengan mendesain pohon keputusan untuk *data training*, yang terdiri dari data-data dalam basis data [17]. Menggambarkan pola, pengetahuan, dan informasi dalam bentuk pohon keputusan adalah alasan algoritma *Decision tree* banyak digunakan [33].

Menurut [21], *Decision Tree* terdiri dari *root node* (titik awal) dan *leaf node* (titik percabangan). Berdasarkan algoritma, pengguna *Decision Tree* akan memecah kemungkinan alternatif dari *root node*. Kesimpulan akhir adalah satu pohon keputusan dengan tiap cabang menyatakan peluang jawaban dari ketetapan yang dipilih dan akibatnya. Algoritma *Decision Tree* berisi gabungan *node* (simpul) yang terhubung oleh *branch*. *Branch* tersebut mulai dari *root* (akar) *node* dan selesai di *leaf* (daun) *node*. *Leaf node* menunjukkan prediksi jawaban dari

masalah (*data testing*), dan *Leaf node* merupakan *node* yang tidak bisa dibagi lagi. Pohon keputusan *Decision tree* bermodel terbalik, dengan *root node* di bagian atas sekali dan *leaf node* di bagian bawah sekali [34].

Salah satu macam algoritma dalam metode klasifikasi *data mining* yang dipakai untuk membuat pohon keputusan (*Decision Tree*) adalah algoritma C4.5. *Decision tree* adalah metode klasifikasi dan dugaan yang sangat familiar. Dalam *data mining*, algoritma C4.5 adalah perluasan dari algoritma ID3 dan digunakan sebagai pengklasifikasi *Decision tree* yang bisa dipakai untuk membuat ketentuan menurut sampel data khusus (*predictor univariate or multivariate*).

Hasil dari algoritma ini berupa suatu *decision tree* yang mirip dengan yang dihasilkan oleh teknik klasifikasi lainnya. Sebuah pohon keputusan menggunakan serangkaian aturan ketentuan untuk memecah gabungan data yang besar membentuk gabungan data yang lebih kecil [22].

Pohon merupakan penggambaran penyelesaian persoalan yang bisa diperoleh. Selain itu, pohon yang ada menunjukkan aspek-aspek peluang dan *probabilitas* yang akan menguasai pilihan-pilihan ketentuan tersebut, bersamaan lewat perkiraan kesimpulan yang hendak dihasilkan jika keputusan tersebut diambil [21]. Kelebihan utama jika menggunakan pohon keputusan adalah algoritma ini dapat memudahkan proses perolehan keputusan yang berbelit-belit maka dari itu perolehan kesimpulan bisa lebih mudah memahami penyelesaian persoalan [21].

Untuk Pohon Keputusan, *node* harus disejajarkan sedemikian rupa sehingga *entropy* berkurang dengan membelah ke bawah. Pada dasarnya, semakin banyak *splitting* yang dilakukan dengan tepat, semakin mudah membuat keputusan yang tepat. Oleh karena itu, kita memeriksa setiap *node* untuk mengidentifikasi kemungkinan *splitting* [35]. Mengubah pohon menjadi aturan berarti membuat aturan berdasarkan struktur pohon. Banyak aturan yang dibuat tergantung pada struktur pohon yang dibentuk [21].

Menurut [22], Ada sejumlah elemen yang diketahui untuk pemecahan persoalan Algoritma C4.5, yaitu:

#### A. Entropy

B. *Gain*

*Entropy*(S) adalah banyaknya bit yang diperhitungkan diperlukan untuk mengesensikan suatu kelas (+ atau -) dari sebagian data acak yang ada di ruang sampel S. Dengan kata lain, *entropy* dianggap untuk keperluan bit untuk mengutarakan suatu kelas, dengan nilai *entropy* yang lebih kecil bertambah banyak *entropy* yang dipakai untuk mengesensi kelas. Ketidakaslilian S dihitung dengan *entropy* [22].

*Gain* (S, A) adalah informasi yang didapatkan dari atribut A atas output data S. Informasi yang diperoleh ini berasal atas *output* data atau variabel *dependent* S yang disusun menurut atribut A. *Gain* (S, A) juga disebut sebagai perolehan informasi. [22].

Menurut [34], Algoritma *Decision Tree* melewati beberapa tahapan perhitungan, seperti berikut:

Perhitungan manual algoritma *Decision Tree* :

1. Siapkan data
2. Hitung nilai *entropy*

Menurut [22]. Adapun rumus untuk mencari nilai *Entropy*.

$$Entropy(S) = -p_{\oplus} \log_2 p_{\oplus} - p_{\ominus} \log_2 p_{\ominus} \quad (2.6)$$

dimana, S : ruang (data) sampel yang dipakai untuk pelatihan,  $p_{\oplus}$  : jumlah yang bersolusi positif atau membantu pada data sampel untuk kriteria khusus,  $p_{\ominus}$  : jumlah yang bersolusi negatif atau tidak membantu pada data sampel untuk kriteria khusus, *Entropy* (S) = 0, jika semua contoh pada S berada di kelas yang sama, *Entropy*(S) = 1, jika jumlah contoh positif dan negative di S adalah sama.  $0 > Entropy(S) > 1$ , jika jumlah contoh positif dan negatif di S berbeda.

3. Hitung nilai *Gain*

Rumus untuk mencari nilai *Gain* seperti di bawah ini:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|s_i|}{|S|} * Entropy(S_i) \quad (2.7)$$

keterangan, A : Atribut; S : Sampel; n : Jumlah partisi gabungan atribut A; |s<sub>i</sub>| : Jumlah sampel pada partisi ke - i; |S| : Jumlah sampel pada S.

Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

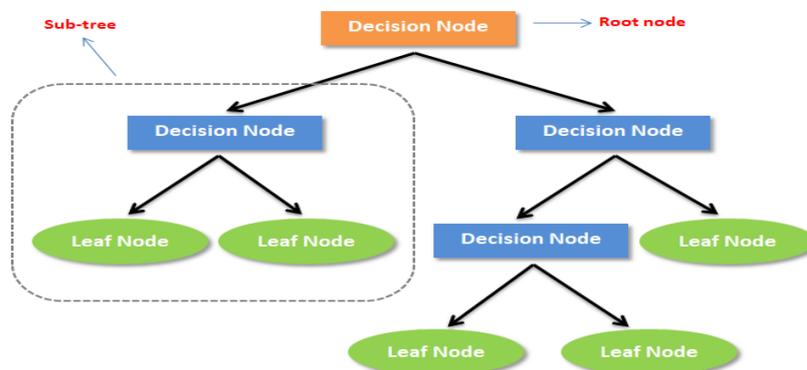
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4. Membentuk *Node* dan *branch* dari Nilai *Gain* Maksimal
5. Ulangi tahapan 2 hingga 4 sampai Semua *Node* terwujud.  
*Decision tree*, menurut [21], Keunggulanan *Decision Tree*:
  - a. Area perolehan ketetapan dapat dibuat lebih mudah dan spesifik daripada sebelumnya, yang sangat *kompleks* dan mencakup seluruh dunia.
  - b. *Eliminasi* penghitungan yang tidak dibutuhkan karena metode pohon keputusan sekadar menguji sampel berdasarkan kelas atau standar khusus.
  - c. Kefleksibelan metode pohon keputusan ini menaikkan kualitas ketentuan yang dihasilkan jika disamakan dengan metode penghitungan satu bagian yang lebih kuno, fitur yang dipilih dari *node internal* yang tidak sama akan memisahkan suatu kriteria dari kriteria lain pada *node* yang sama.
  - d. Dalam analisis multivariat, di mana ada banyak kriteria dan kelas, seorang penguji biasanya perlu mengestimasi pembagian sudut pandang tinggi atau parameter khusus dari pembagian kelas tersebut. Dengan memakai aturan yang lebih minim pada tiap *node internal*, metode pohon keputusan bisa mencegah persoalan ini tanpa meminimalkan kualitas ketentuan yang diperoleh.

Berikut merupakan penggambaran *Decision Tree*:



**Gambar 2. 2 Penggambaran Decision Tree**

Pada Gambar 2.2 dapat dilihat dalam penggambaran *decision tree* terdapat beberapa bagian, yaitu : *decision node* dan *leaf node*.

### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Menurut [21], Selain itu, *Decision Tree* mampu memberikan solusi dalam bidang lain, seperti:

- a. Analisis penyakit tertentu, contohnya yaitu hipertensi, kanker, stroke, dan sebagainya
- b. Penentuan produk, contohnya yaitu rumah, mobil, komputer, dan sebagainya
- c. Memilih karyawan teladan yang memenuhi aturan khusus.
- d. Penemuan gangguan komputer atau jaringan, contohnya yaitu pendeteksian virus (trojan dan varian).

Menurut [21], proses yang digunakan pada *Decision Tree*:

- 1) Data ditampilkan terlebih dahulu pada bentuk tabel yang memiliki *record* serta atribut. Parameter yang digunakan sebagai aturan pembuatan pohon disebut atribut. Salah satu atribut menyampaikan data penyelesaian per item, yang dikatakan target atribut. *Instance* adalah nilai-nilai yang dimiliki atribut.
- 2) Mengganti model pohon membentuk aturan
- 3) Memudahkan *rule (pruning)*

Menurut [24], Pohon keputusan memiliki keuntungan dan kelemahan.

Beberapa keuntungan dari pohon keputusan adalah sebagai berikut:

- a. Mudah dipahami dan ditafsirkan. Sebuah pohon dapat divisualisasikan.
- b. Membutuhkan beberapa persiapan untuk data. Teknik lain sering memerlukan normalisasi data, pembuatan variabel *dummy*, dan penghilangan nilai kosong. Namun, perlu diingat bahwa model ini tidak mendukung jika ada hilangnya nilai.
- c. Mampu menangani masalah *multi-output*.
- d. Mampu menangani data kategorikal dan numerik, teknik lain biasanya khusus dalam menganalisis dataset dengan hanya satu jenis variabel
- e. Memungkinkan untuk menggunakan uji statistik untuk memvalidasi model. Itu memudahkan pengukuran keandalan model.

Fabel 2. 3 Data Decision Tree

Produk	AT	OMS	Label	Ket	Div
KIRANTI	124	139	Snack	Laris	AB3
SGFJ	100	176	Personal Care	Laris	AB5
SGFO	421	8.403	Personal Care	Sangat Laris	AB5
SGFP	39	92	Personal Care	Kurang Laris	AB5
CZ-R03+	115	250	Home Care	Sangat Laris	AB5
CZ	115	250	Home Care	Laris	AB5
ALK-AA	140	17	Home Care	Kurang Laris	AB5
KRATINGDAENG	656	436	Snack	Laris	AB3
YOU C-1000 WATER	390	1.987	Snack	Kurang Laris	AB3
TORPEDO	234	1.500	Snack	Sangat Laris	AB3
TEH GELAS CUP	216	574	Snack	Laris	AB3
ALK-AAA	70	15	Home Care	Kurang Laris	AB5

Tabel 2.3 merupakan data yang akan diolah menggunakan algoritma *Decision Tree*, Adapun cara mengolah data menggunakan algoritma *Decision Tree* adalah sebagai berikut :

1. Tentukan node yang di dalam nya termuat untuk menentukan nilai entropy menggunakan Persamaan (2.6) dan nilai gain menggunakan Persamaan (2.7) sampai semua elemen di data terpenuhi. Dengan hasil seperti tabel berikut :

Tabel 2. 4 Hasil node I

Node	Keterangan	Jumlah Kasus	Sangat Laris	Laris	Cukup Laris	Entropy	Gain
Total		12	2	5	5	1,483355755	
Label							0,015885715
	Personal Care	3	1	1	1	1,584962501	
	Home Care	4	1	1	2	1,5	
	Snack	5	1	3	1	1,370950594	
Div							-
	AB3	6	1	3	2	1,459147917	
	AB5	7	2	2	2	1,549161362	

Tabel 2.4 merupakan tabel hasil node I dimana di dalamnya terdapat nilai *entropy* keseluruhan, nilai *gain* keseluruhan, nilai *entropy* dan *gain personal care*, *home care* dan *snack* serta nilai *entropy* dan *gain div* AB3 dan AB5

## Hak Cipta Diilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2. 5 Data Personal Care Div AB5

Produk	AT	OMS	Label	Ket	Div
SGEJ	100	176	Personal Care	Laris	AB5
SGFO	421	8.403	Personal Care	Sangat Laris	AB5
SGFP	39	92	Personal Care	Kurang Laris	AB5

Tabel 2.5 merupakan data selanjutnya yang di olah setelah di dapatkan hasil pada Tabel 2.4 yaitu data *personal care* div AB5.

Tabel 2. 6 Hasil node II

Node		Keterangan	Jumlah Kasus	Sangat Laris	Laris	Cukup Laris	Entropy	Gain
ii	Total		12	2	5	5	1,483355755	
	Div							1,08711513
		AB3	0	0	0	0	0	
		AB5	3	1	1	1	1,584962501	

Tabel 2.6 merupakan hasil pengolahan data yang terdapat pada Tabel 2.5 yang di dalamnya terdapat nilai *entropy* dan *gain* secara keseluruhan serta nilai *entropy* dan *gain* AB3 dan AB5.

Tabel 2. 7 Data Home Care Div AB5

Produk	AT	OMS	Label	Ket	Div
CZ-R03+	115	250	Home Care	Sangat Laris	AB5
CZ	115	250	Home Care	Laris	AB5
ALK-AA	140	17	Home Care	Kurang Laris	AB5
ALK-AAA	70	15	Home Care	Kurang Laris	AB5

Tabel 2.7 merupakan data selanjutnya yang di olah setelah di dapatkan hasil pada Tabel 2.4 yaitu data *home care* div AB5.

Tabel 2. 8 Hasil node III

Node		Keterangan	Jumlah Kasus	Sangat Laris	Laris	Cukup Laris	Entropy	Gain
iii	Total		12	2	5	5	1,483355755	
	Div							0,983355755
		AB3	0	0	0	0	0	
		AB5	4	1	1	2	1,5	

Tabel 2.8 merupakan hasil pengolahan data yang terdapat pada Tabel 2.5 yang di dalamnya terdapat nilai *entropy* dan *gain* secara keseluruhan serta nilai *entropy* dan *gain* AB3 dan AB5.

Tabel 2. 9 Data Snack Div AB3

Produk	AT	OMS	Label	Ket	Div
KIRANTI	124	139	Snack	Laris	AB3
KRATINGDAENG	656	436	Snack	Laris	AB3
YOU C-1000 WATER	390	1.987	Snack	Kurang Laris	AB3
TORPEDO	234	1.500	Snack	Sangat Laris	AB3
TEH GELAS CUP	216	574	Snack	Laris	AB3

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

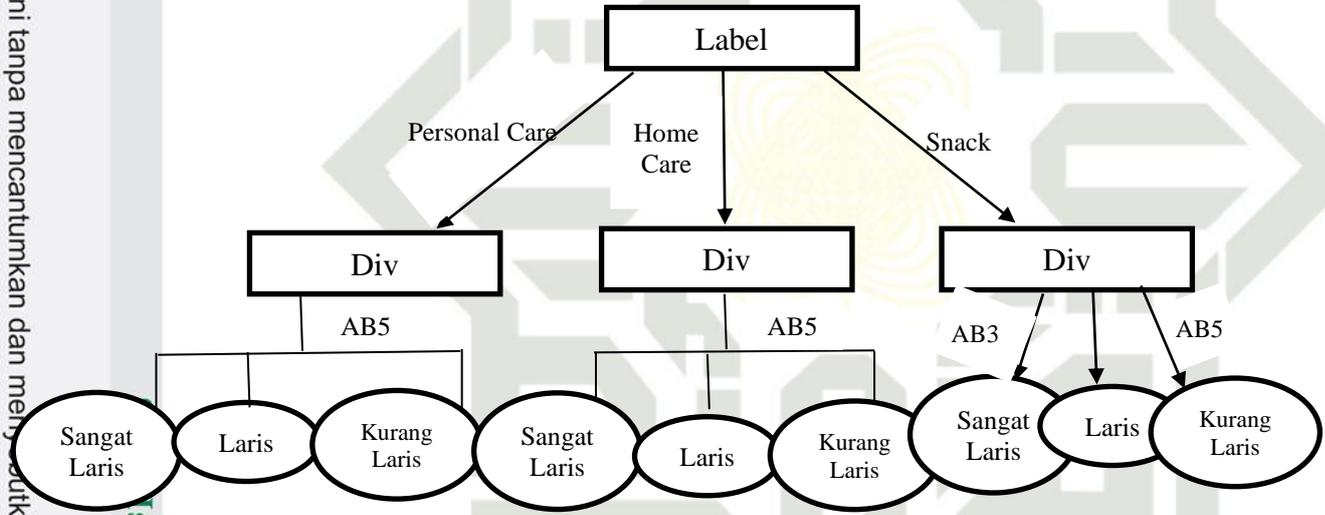
Tabel 2.9 merupakan data selanjutnya yang di olah setelah di dapatkan hasil pada Tabel 2.4 yaitu data *snack* div AB3.

**Tabel 2. 10 Hasil node IV**

Node		Keterangan	Jumlah Kasus	Sangat Laris	Laris	Cukup Laris	Entropy	Gain
IV	Total		12	2	5	5	1,483355755	
	Div							0,912126
		AB3	5	1	3	1	1,370950594	
		AB5	0	0	0	0	0	

Tabel 2.10 merupakan hasil pengolahan data yang terdapat pada tabel 2.5 yang di dalamnya terdapat nilai *entropy* dan *gain* secara keseluruhan serta nilai *entropy* dan *gain* AB3 dan AB5.

2. Gambarkan node-node tersebut menjadi pohon keputusan



**Gambar 2. 3 Gambar Pohon Keputusan**

Pada Gambar 2.3 merupakan hasil *decision tree* dari pengolahan data pada Tabel 2.3 yang sudah di olah menggunakan metode *decision tree*.

**2.3 Naïve Bayes**

Rumus yang dikembangkan oleh *Thomas Bayes* untuk mengubah probabilitas apriori setelah mendapatkan informasi baru dikenal sebagai *teorema Bayes* [36]. *Teorema Bayes* bisa dirumuskan sebagai berikut:

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i) \times P(B|A_i)}{P(A_1) \times P(B|A_1) + P(A_2) \times P(B|A_2) + \dots + P(A_k) \times P(B|A_k)} \quad (2.8)$$

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Menurut (Wing Wahyu W, 2007) *Teorema Bayes* adalah temuan yang memungkinkan untuk mengubah *probabilitas* bersyarat suatu peristiwa dengan data baru. *Teorema Bayes* dalam versi paling sederhananya dengan menggunakan aturan perkalian:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A).P(A)}{P(B|A).P(A)+P(B|A').P(A')} \quad (2.9)$$

dimana,  $P(A)$  = peluang terjadinya peristiwa A;  $P(B)$  = peluang terjadinya peristiwa B;  $P(A')$  = probabilitas kejadian A tidak terjadi;  $P(A|B)$  = kemungkinan terjadinya kejadian A jika kejadian B sudah berlangsung;  $P(B|A)$  = kemungkinan berlangsungnya kejadian B jika peristiwa A sudah terjadi;  $P(B|A')$  = kemungkinan berlangsungnya peristiwa B jika peristiwa A tidak berjalan.

Dalam pengolahan data, *Naïve Bayesian Clasifier* adalah salah satu algoritma penyelesaian persoalan yang tergolong dalam Metode Klasifikasi. Ini adalah teknik klasifikasi yang dilandaskan oleh *Teorema Bayes* dan menganggap kebebasan antara atribut dan indikator. Sederhananya, klasifikasi *Naïve Bayes* menganggap keberadaan atribut khusus di kelas tidak berikatan pada keberadaan atribut yang lain [24].

Model *Naïve Bayes* mudah dibentuk dan berfungsi sekali untuk kumpulan data yang sangat banyak. *Naïve Bayesian Clasifier* mengangkat ilmu statistika yaitu dengan memakai teori peluang (Probabilitas) untuk mengatasi suatu persoalan pada *supervised learning*. Konsep penyelesaian *Naïve Bayesian Clasifier* hampir sama dengan rancangan *Nearest Neighbor*, ada tiga macam metode *Naïve Bayes* yang umum dipakai yaitu: *Gaussian Naïve Bayes*, *Multinomial Naïve Bayes*, serta *Bernoulli Naïve Bayes* [19].

Jadi, *Naive Bayesian Clasifier* adalah teknik klasifikasi yang didasarkan pada teori kemungkinan dan *teorema bayesian*. Dalam teori ini, tiap variabel ataupun parameter penentuan ketetapan bersifat leluasa atau *independen*, sehingga kehadiran tiap variabel tidak berhubungan dengan kehadiran atribut lain [22]. Menurut [21], *Teorema Naïve Bayes* yang diterapkan pada persamaan sebelumnya

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

hanya berlaku untuk data non-numerik (nominal). Namun, untuk data numerik atau kontinu, persamaan *Naïve Bayes* menjadi.

$$P(X_i = x_i | Y = y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(x_{ij}-\mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (2.10)$$

Keterangan:  $P$  = Peluang;  $X_i$  = Atribut ke- $i$ ;  $x_i$  = Nilai atribut ke- $i$ ;  $Y$  = Kelas yang diselesaikan;  $y_i$  = Sub-kelas yang diselesaikan;  $\mu$  = mean, menyatakan rata-rata seluruh atribut;  $\sigma$  = Standar Deviasi, menyatakan varian dari semua atribut.

Menurut [37], alur kerja berikut diberikan untuk memudahkan proses data menggunakan *Naïve Bayes*:

1. Siapkan data
2. Memperkirakan banyak dan kemungkinan, tapi jika data numerik atau kontinu lalu akan berlaku persamaan *Naïve Bayes* untuk tipe data numerik dengan penjelasan rinci:
  - a. Memperkirakan nilai *mean* dan *standar deviasi* dari setiap parameter yang membentuk numerik. Rumus yang dipakai untuk mencari nilai *mean* adalah seperti pada persamaan di bawah ini:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.11)$$

$$\text{Ataupun, } \mu = \frac{x_1+x_2+x_3+\dots+x_n}{n} \quad (2.12)$$

Keterangan,  $\mu$  = nilai *mean*;  $x_i$  = nilai  $x$  ke- $i$ ;  $n$  = banyaknya sampel.

Sedangkan persamaan untuk memperkirakan Nilai *Standar Deviasi* dirumuskan dibawah ini

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\mu)^2}{n-1}} \quad (2.13)$$

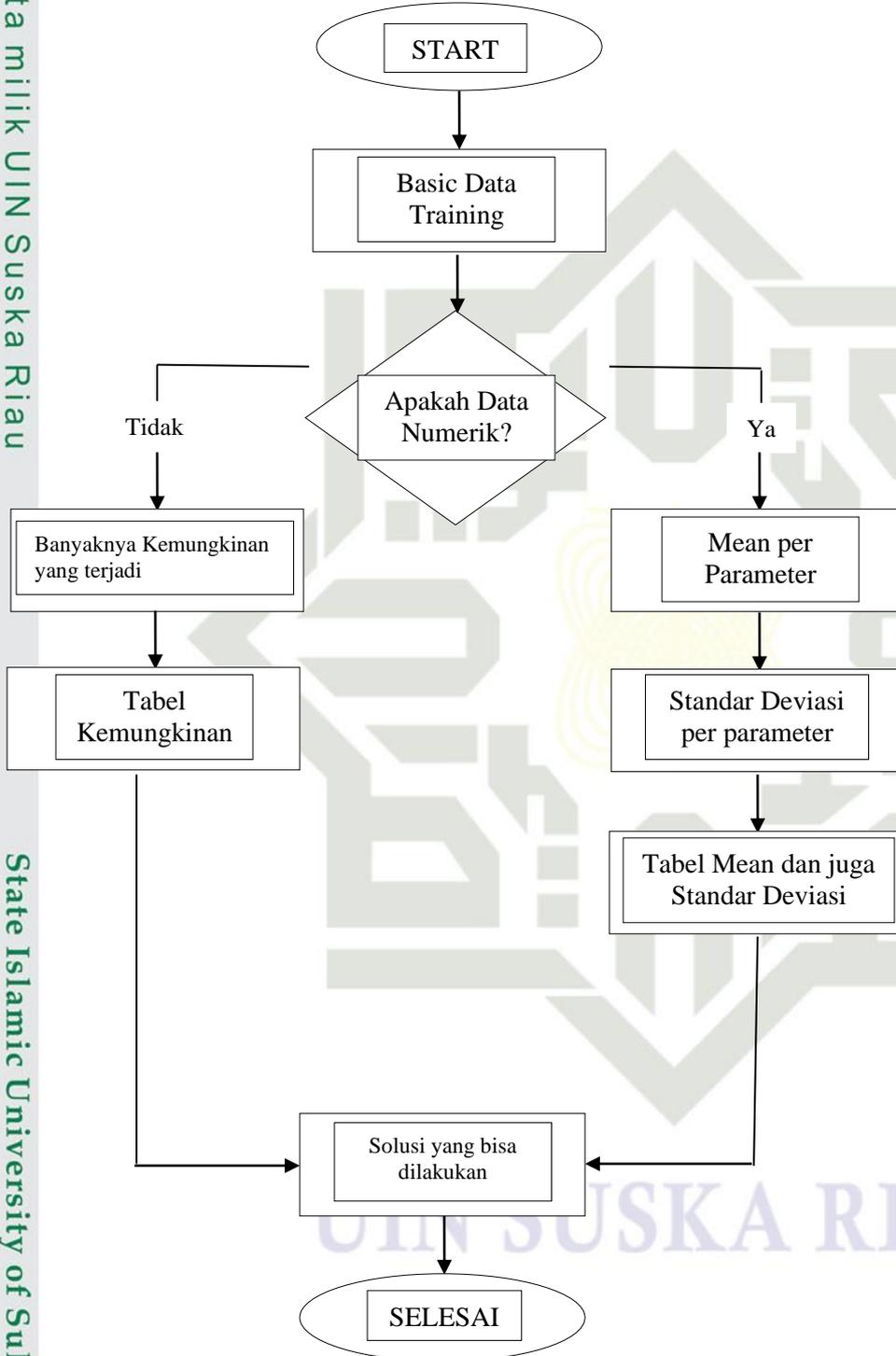
Keterangan,  $\sigma$  = *Standar deviasi*;  $x_i$  = nilai  $x$  ke- $i$ ;  $\mu$  = nilai *mean*;  $n$  = banyaknya sampel.

- b. Menghitung nilai kemungkinan dengan cara memperkirakan banyak data yang seimbang dari bagian yang sama dipisah oleh banyak data pada bagian yang ditentukan.

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3. Memperoleh nilai pada tabel *mean*, *standar deviasi* dan *probabilitas*.
4. Mendapatkan Solusi



Gambar 2.4 Alur Kerja Naive Bayes

Gambar 2.4 merupakan penjelasan dari alur kerja algoritma Naïve bayes yang terdiri dari beberapa langkah.

• Cara menyelesaikan contoh soal *Naive Bayes* di excel

Tabel 2. 11 Data *Naive Bayes*

Produk	AT	OMS	Label	Ket
KIRANTI	124	139	Snack	Laris
SGFJ	100	176	Personal Care	Laris
SGFO	421	8.403	Personal Care	Sangat Laris
SGFP	39	92	Personal Care	Kurang Laris
CZ-R03+	115	250	Home Care	Sangat Laris
CZ	115	250	Home Care	Laris
ALK-AA	140	17	Home Care	Kurang Laris
KRATINGDAENG	656	436	Snack	Laris
YOU C-1000 WATER	390	1.987	Snack	Kurang Laris
TORPEDO	234	1.500	Snack	Sangat Laris
TEH GELAS CUP	216	574	Snack	Laris
ALK-AAA	70	15	Home Care	Kurang Laris

Tabel 2.11 merupakan data yang akan diolah menggunakan algoritma *Naive Bayes*, Adapun cara mengolah data menggunakan algoritma *Naive Bayes* adalah sebagai berikut :

1. Mencari Probabilitas kelas, nilai mean serta nilai standar deviasi pada data. Sehingga di dapatkan hasil seperti pada tabel di bawah ini :

Tabel 2. 12 Probabilitas kelas

	Probabilitass Kelas
Sangat Laris	0,333333333
Laris	0,333333333
Kurang Laris	0,333333333

Tabel 2.12 merupakan hasil probabilitas kelas sangat laris, laris dan kurang laris pada data yang ada di tabel 2.11

Tabel 2. 13 Data yang sesuai kriteria

Label	Sangat Laris	Laris	Kurang Laris
Personal Care	0,25	0,25	0,25
Home Care	0,25	0,25	0,5
Snack	0,5	0,5	0,25
Total	1	1	1

Tabel 2.13 merupakan hasil standar deviasi *Personal care*, *home care* dan *snack* dari data yang ada pada tabel 2.11

Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## 2.4 Data Mining

### 2.4.1 Pengetahuan Tentang Data Mining

*Data Mining* adalah proses pencarian pola, kaitan, dan pilihan penting pada banyak data yang disimpan pada pencadangan. Ini dilakukan dengan menerapkan metode untuk pengenalan pola seperti matematika juga statistik [17].

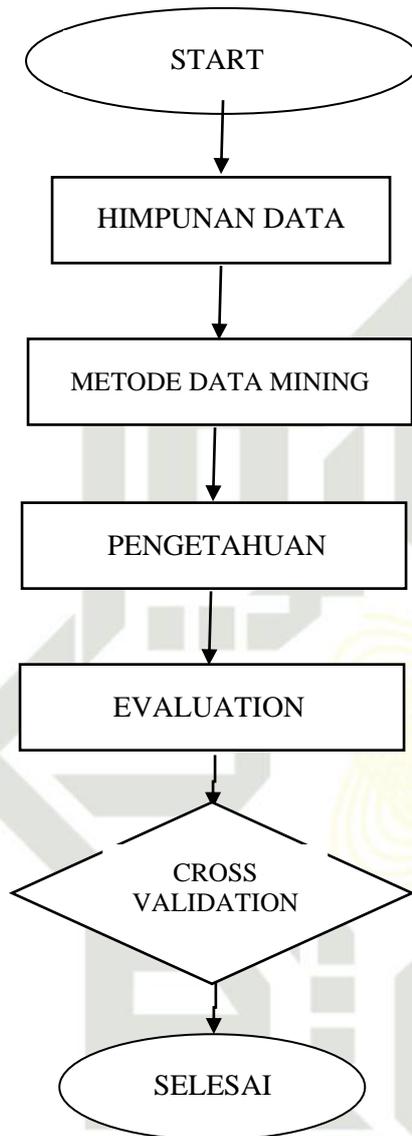
Menurut [18], "*A collection of exploratory strategies based on sophisticated analytical techniques and tools for managing vast amounts of information is known as data mining, or Knowledge Discovery in Databases (KDD)*" Yang dapat diartikan bahwa *data mining* dapat didefinisikan sebagai kumpulan metode eksplorasi yang didasarkan pada metode dan alat analisis canggih untuk menangani data yang sangat besar.

*Data mining* adalah salah satu prosedur untuk menemukan serta mengekstrak model dari gabungan data yang luas dan terdiri dari kombinasi *machine learning*, statistik, dan basis data [19].

Menurut [20], Berikut ini adalah proses data mining:

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



**Gambar 2.5 Proses Data Mining**

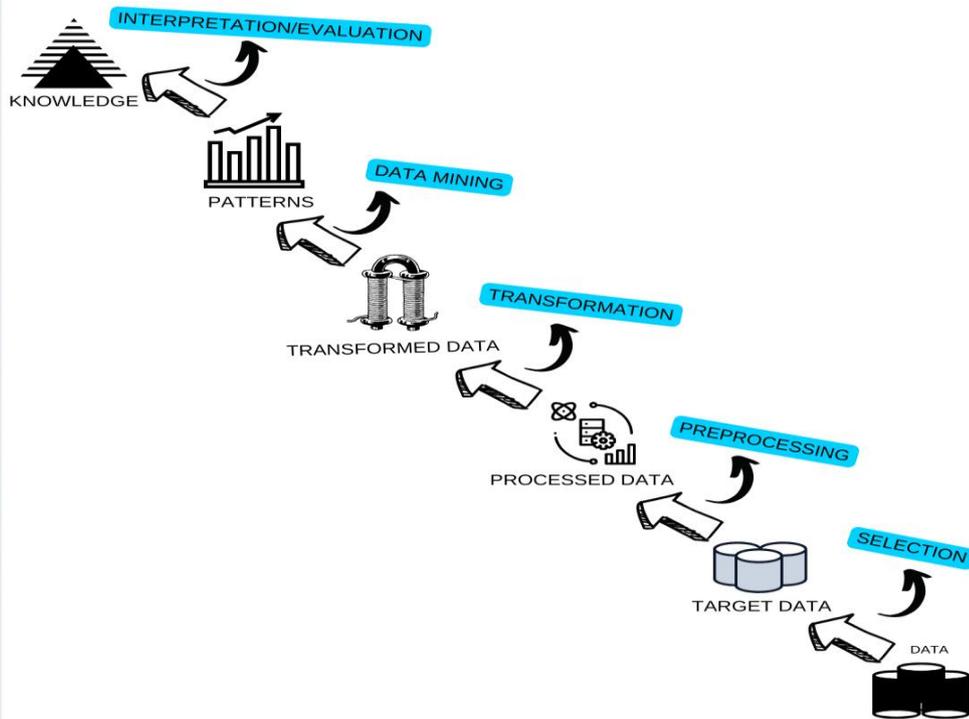
**2.4.2 Knowledge Discovery Database (KDD)**

Prosedur untuk memperoleh pengetahuan yang tersembunyi dari basis data yang cukup besar biasanya dikatakan dengan istilah yang terkait dengan *Data Mining* dan *Knowledge Discovery Database (KDD)* [21].

Menurut [22], Gambar berikut menunjukkan proses *data mining* yang diketahui sebagai *Knowledge Discovery Database (KDD)*

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



**Gambar 2.6** Proses *Knowledge Discovery Database (KDD)*

Gambar 2.6 merupakan proses bagaimana data bisa menjadi *Knowledge Discovery Database*.

Menurut [23], Mekanisme *Knowledge Discovery Database (KDD)* terdiri dari tahapan-tahapan, yang meliputi:

*Selection*

Kegiatan seleksi adalah memilih atau membagi data sesuai dengan kadar khusus. Dalam mekanisme ini, pengguna menetapkan data yang paling cocok di kumpulan data untuk di saring kembali pada tahapan selanjutnya

*Preprocessing*

Pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan kolom yang dianggap tidak mendukung. Data juga dikonfigurasi ulang untuk memastikan formatnya konsisten.

*Transformation*

Transformasi adalah proses mengubah data untuk memungkinkan penggunaan dan pelacakan. Dinyatakan secara berbeda, transformasi melakukan pemetaan data yang rumit.

#### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

#### *Interpretation/Evaluation*

Interpretasi pola menggambarkan pengetahuan yang bisa membantu menetapkan hasil.

### 2.4.3 Algoritma dan Metode Data Mining

Menurut [22], Terdapat beberapa kategori umum yang digunakan dalam proses pemecahan masalah dan penemuan informasi baru, yaitu:

1. Estimasi

Digunakan untuk memperkirakan data baru tanpa membuat keputusan berdasarkan data sebelumnya, seperti saat memperkirakan pendanaan untuk hotel baru yang sedang dibangun di kota terpisah.

2. Asosiasi

Dipakai untuk mengidentifikasi karakter dari keadaan-keadaan tertentu atau mekanisme di mana ada kaitan antara setiap keadaan. Algoritma Asosiasi adalah salah satu di antara teknik pemecahan masalah paling populer digunakan. Salah satu contoh penggunaan Algoritma Asosiasi adalah dalam bidang pemasaran, di mana sebuah minimarket membuat pengaturan produk ditentukan oleh produk yang paling populer bagi pembeli. Ini juga mirip dengan pengaturan buku yang dibuat oleh pustakawan di perpustakaan.

3. Klasifikasi

Salah satu metode yang mempertimbangkan sifat dan karakteristik kelompok yang sudah dijelaskan. Dengan mengubah data awal yang sudah diklasifikasikan dan memakai hasilnya untuk membuat beberapa ketentuan, metode ini dapat memungkinkan klasifikasi data baru. Salah satu ilustrasi sederhana dan umum adalah menggunakan *Decision Tree*. *Decision tree* adalah salah satu cara klasifikasi yang paling umum karena mudah diinterpretasikan, contohnya Algoritma C4.5 dan ID3. Di bidang akademik, misalnya, ia dapat digunakan untuk mengkategorikan di beberapa sekolah, siswa yang memenuhi syarat ditempatkan di kelas akselerasi.

### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

#### 4. Klustering

Serupa dengan klasifikasi, dipakai untuk menganalisis berbagai pengelompokkan pada data, tapi, pengelompokkan belum dikatakan sebelum alat *data mining* digunakan. Biasanya memakai statistik, analitik hierarki *cluster*, atau *neural network*. Berdasarkan temuan alat data mining, *clustering* membagi item menjadi beberapa kelompok.

#### 5. Prediksi

Algoritma prediksi umumnya dipakai untuk memperkirakan atau memprediksi suatu keadaan sebelum terjadi. Salah satu contoh di bagian klimatologi dan geofisika adalah bagaimana Badan Meterologi dan Geofisika (BMKG) memprediksi cuaca pada hari tertentu, termasuk akankah hujan, panas, dan faktor lainnya. Salah satu metode yang paling umum adalah Metode *Rough Set*.

### 2.5 RapidMiner

*RapidMiner* merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka. *RapidMiner* menganjurkan analisis *data mining*, *text mining*, dan dugaan. Lima ratus lebih operator *data mining* tersedia pada *RapidMiner*, terkandung juga operator untuk *input*, *output*, *data preprocessing*, serta visualisasi [38].

*RapidMiner* mulanya dibuat menjadi YALE (*Yet Another Learning Environment*) di tahun 2001 oleh RalfKlinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer di bidang *Artificial Intelligence* Universitas Dortmund. *RapidMiner* dapat diakses melalui AGPL (*GNU Affero General Public License*) edisi 3 [38].

Dengan *RapidMiner*, *pipeline analitis* dapat dirancang dengan GUI (*Graphic User Interface*) [38]. Dengan menggunakan GUI ini, file XML (*Extensible Markup Language*) akan dibuat. File ini akan menjelaskan proses yang akan digunakan untuk menganalisis harapan pengguna untuk digunakan ke data. [38].

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Menurut [38], Beberapa karakteristik dari *RapidMiner*, antara lain:

Berlimpahnya algoritma *data mining*, contohnya *decision tree* dan *self-organization map*.

Kerangka grafis yang bagus, contohnya tumpang tindih diagram *histogram*, *tree chart* dan *3D Scatter plots*.

Banyaknya ragam *plugin*, contohnya *text plugin* untuk mengerjakan analisis teks.

Menyajikan langkah *data mining* dan *machine learning* terkandung juga: ETL (*extraction, transformation, loading*), *data preprocessing*, visualisasi, modelling serta evaluasi

Langkah *data mining* terdiri atas beberapa operator yang bisa ditumpuk, digambarkan dengan XML, dan diciptakan dengan GUI

- Menggabungkan pengerjaan *data mining* Weka dengan statistika R

### 2.6 Penelitian Terdahulu

Penelitian terkait pernah dilakukan oleh [2] pada tahun 2022, sistem algoritma *K-Nearest Neighbor* berdasarkan teknik penambangan data dikembangkan sebagai hasil dari penelitian ini, dan membantu UD Andar mengantisipasi penjualan produk terlarisnya. Metode K-NN dikenal karena kemudahan implementasi dan interpretabilitas, menjadikannya pilihan yang cocok untuk UD Andar untuk menentukan produk mana yang harus disimpan dalam jumlah yang lebih besar. Secara keseluruhan, metode K-NN dipilih karena kesederhanaan, fleksibilitas, dan kemampuannya untuk mengklasifikasikan dan memprediksi produk terlaris untuk UD Andar.

Penelitian terkait sudah pernah dilakukan sebelumnya, dilakukan oleh [3] pada tahun 2021, pada penelitian tersebut di dapatkan hasil akurasi yang paling akurat adalah dengan *K-Means* dengan akurasi sebesar 78,37. Kemudian, penelitian tambahan dilakukan oleh [39] pada tahun 2021, pada penelitian tersebut di dapatkan hasil menggabungkan statistik menurut penjualan produk dan tingkat pasokan PT Aquasolve Sanaria. Agar bisnis dapat menentukan permintaan barang mereka di pasar. Metode ini kemungkinan dipilih karena memberikan pendekatan

#### Hak Cipta Diindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

sistematis dan efisien untuk mengkategorikan dan memahami data penjualan untuk PT Aquasolve Sanaria. Penelitian lainnya juga dilakukan oleh [40] pada tahun 2022, dari penelitian ini di dapatkan hasil dari *cluster K-means Clustering* yaitu 2 produk Laku, 7 produk Cukup, dan 1 produk Kurang. Jadi pada ketiga penelitian di atas algoritma *K-Means* lebih cocok digunakan untuk mengolah data yang sudah ada.

Penelitian lain juga pernah dilakukan oleh [7] pada tahun 2023, dari penelitian tersebut di dapatkan hasil akurasi paling tinggi yaitu *Decision Tree* dengan nilai sebesar 92,31%. Penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh [8] pada tahun 2021, pada penelitian ini di dapatkan hasil akurasi terbaik yaitu *Decision Tree* sebesar 98,86%. Lalu penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh [14] pada tahun 2020, hasil dari penelitian ini adalah di dapatkan akurasi terbaik dari algoritma *Decision Tree* yaitu memiliki akurasi 72,74%. Lalu juga terdapat penelitian yang dilakukan oleh [41] pada tahun 2020. Pada penelitian ini di dapatkan hasil algoritma yang paling akurat adalah algoritma *Decision Tree* yaitu sebesar 99,85%. Jadi dari keempat penelitian yang sudah pernah dilakukan di atas algoritma *Decision Tree* lebih cocok digunakan karna hasil nilai akurasinya mengungguli algoritma lain.

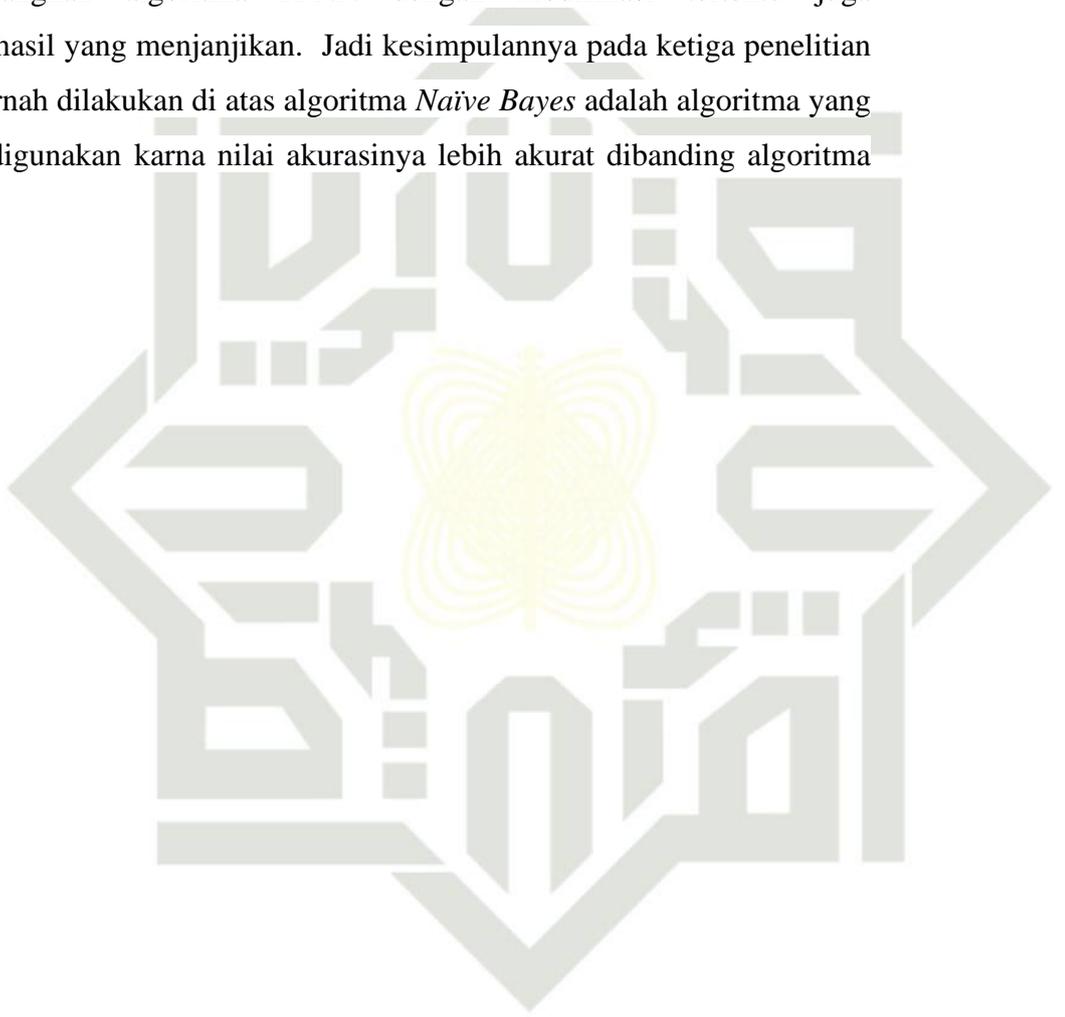
Penelitian tambahan yang sudah diteliti oleh [15] pada tahun 2021. Pada penelitian ini di dapatkan algoritma yang terbaik adalah *K-Nearest Neighbor* yang dikombinasikan dengan kombinasi hybrid Fuzzy C-means dan metode ambang batas NICK dengan hasil akurasinya yaitu sebesar 98,87%. Selain itu, penelitian lain pernah dilakukan oleh [42] pada tahun 2022, pada penelitian ini di dapatkan nilai RMSE yang paling akurat adalah *K-nearest Neighbor* yaitu 8.0422E-01. Penelitian lain juga dilakukan oleh [43] pada tahun 2017. Pada penelitian ini di dapatkan hasil akurasi yang paling akurat adalah K-NN yaitu sebesar 55,17%. Jadi pada ketiga penelitian yang sudah di jelaskan di atas di dapatkan bahwa algoritma yang cocok digunakan adalah algoritma K-NN karena nilai akurasi algoritma ini lebih tinggi dibanding algoritma yang lain.

Selanjutnya juga ada penelitian oleh [16] pada tahun 2012. Dari penelitian di dapatkan hasil akurasi yang paling akurat adalah dari *Naïve Bayes* yaitu

**Hak Cipta Diindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

sebesar 93,23%. Lalu pada penelitian yang dilakukan oleh [44] yang dilakukan pada tahun 2019. Pada penelitian ini di dapatkan hasil akurasi tertinggi ada pada algoritma *Naïve Bayes* yaitu sebesar 86,43%. Dan terakhir penelitian yang juga dilakukan oleh [45] pada tahun 2019. Secara keseluruhan, menurut penelitian, algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan kinerja yang unggul dalam klasifikasi teks otomatis, sedangkan algoritma K-NN dengan modifikasi tertentu juga menghasilkan hasil yang menjanjikan. Jadi kesimpulannya pada ketiga penelitian yang sudah pernah dilakukan di atas algoritma *Naïve Bayes* adalah algoritma yang paling cocok digunakan karna nilai akurasi lebih akurat dibanding algoritma yang lainnya.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## BAB III METODE PENELITIAN

### 3.1 Data Understanding

Pada penelitian ini ada beberapa variabel yang diambil data-datanya yaitu: Nama Produk yang terbagi menjadi 295 data dengan masing-masing produk memiliki 5 jenis yang sama dengan OMS yang berbeda, OMS atau Omset produk yang terjual dalam jumlah karton perbulan pada toko yang melakukan transaksi selama 2 tahun dari agustus 2021 sampai dengan Agustus 2023, setiap produk dengan jenis yang sama memiliki OMS yang berbeda, dan juga label, ada 3 jenis label yaitu, personal care, home care dan snack dan 3 jenis keterangan yaitu, kurang laris, laris dan sangat laris.

### 3.2 Populasi

Pada penelitian ini yang digunakan adalah populasi, yaitu dari semua produk yang ada di semua divisi PT. Henson Alfa Gross.

### 3.3 Alat dan Bahan

#### 3.3.1 Alat Penelitian

Penelitian ini memakai berbagai instrumen yaitu, *software*, metode, dan teknik pengumpulan data. *Software* yang dipakai adalah *RapidMiner*, metode yang dipakai adalah algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*, dan metode menggabungkan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dokumen.

#### 3.3.2 Bahan Penelitian

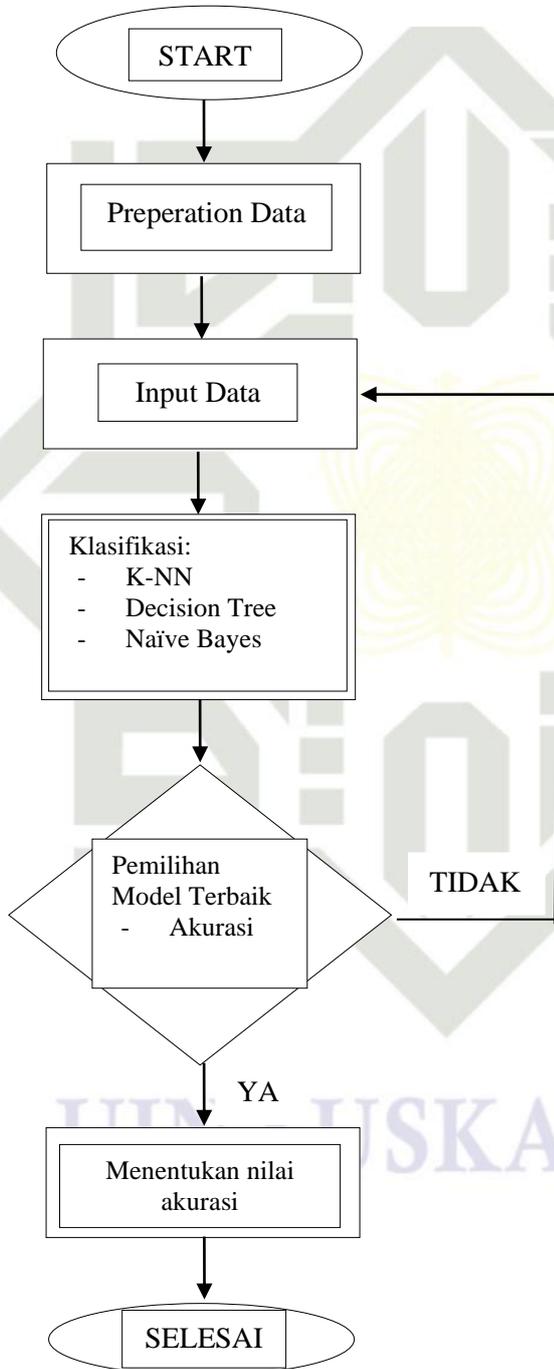
Penelitian ini dilaksanakan di PT. Henson Alfa Gross, adalah suatu bisnis swasta yang bergerak di bagian perdagangan grosir, yang memasarkan beragam produk. Rancangan penelitian ini adalah penelitian deskriptif kuantitatif yaitu menggambarkan data yang telah tergabung sebagaimana adanya. Adapun data yang dipakai adalah data 59 produk yang ada di PT. Henson Alfa Gross. Data lengkapnya dapat dilihat pada lampiran 1.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

### 3.4 Pengolahan Data

Pada metodologi penelitian terkandung susunan kerangka kerja yang wajib dituruti. Kerangka kerja ini merupakan step-step yang dilaksanakan pada penelitian. Adapun kerangka kerja yang dipakai pada penelitian ini adalah seperti yang ada pada gambar dibawah ini:



**Gambar 3.1 Flowchart Penelitian**

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa ketiga algoritma mampu mengklasifikasikan kategori status produk dengan baik karena ketiga algoritma tersebut memiliki akurasi di atas 90% dan nilai error di bawah 10%. Namun algoritma K-NN merupakan algoritma dengan tingkat akurasi tertinggi dibandingkan kedua algoritma lainnya dengan tingkat akurasi sebesar 95.78% dan nilai *error* sebesar 4.24%, sehingga dapat disimpulkan dalam penelitian ini algoritma K-NN lebih akurat dibandingkan *Decision Tree* dan *Naïve Bayes* dalam pengujian data analisis tingkat penjualan produk pada penelitian ini.

### 5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya dapat algoritma-algoritma yang lain agar bisa melihat algoritma mana yang lebih akurat dengan data yang digunakan.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. T. Kingni, B. Nana, G. S. M. Ngueuteu, P. Woafu, And J. Danckaert, "Bursting Oscillations In A 3d System With Asymmetrically Distributed Equilibria: Mechanism, Electronic Implementation And Fractional Derivation Effect," *Chaos, Solitons & Fractals*, Vol. 71, Pp. 29–40, 2015.
- [2] S. P. Dewi, N. Nurwati, And E. Rahayu, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Terlaris Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, Vol. 3, No. 4, Pp. 639–648, 2022.
- [3] H. Herianto, S. Nur, And A. Sapitri, "Analisa Tingkat Penjualan Produk Menggunakan K-Nearest Neighbor (K-Nn) Dan K-Means (Studi Kasus Perusahaan Kayu Elang Perkasa)," *J. Sains Teknol. Fak. Tek.*, Vol. 11, No. 1, 2021.
- [4] I. Yolanda And H. Fahmi, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Roti Terlaris Pada Pt. Nippon Indosari Corpindo Tbk Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, Vol. 3, No. 1.1, Pp. 9–15, 2020.
- [5] J. N. Hasmawati And M. Muchtar, "Aplikasi Prediksi Penjualan Barang Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Knn)(Studi Kasus Tumaka Mart)." Semantik, 2017.
- [6] N. Frastian, S. Hendrian, And V. H. Valentino, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Menentukan Kelulusan Mata Kuliah Pada Universitas," *Fakt. Exacta*, Vol. 11, No. 1, Pp. 66–75, 2018.
- [7] H. P. Herlambang, F. Saputra, M. H. Prasetyo, D. Puspitasari, And D. Nurlaela, "Perbandingan Klasifikasi Tingkat Penjualan Buah Di Supermarket Dengan Pendekatan Algoritma Decision Tree, Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *J. Insa. - J. Inf. Syst. Manag. Innov.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 21–28, 2023.
- [8] H. A. Putra And S. Widyanto "Komparasi Teknik Decision Tree, Knn Dan Naive Bayes Dalam Analisis Klasifikasi Narapidana Kasus Narkotika Pada Lapas," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, Vol. 20, No. 4. 2021.
- [9] K. Vembandasampy, R. R. Sasipriyap, And E. Deepap, "Heart Diseases Detection Using Naive Bayes Algorithm," *Ijiset-International J. Innov. Sci. Eng. Technol.*, Vol. 2, No. 9, Pp. 1–4, 2015.
- [10] D. Maulana And R. Cahya, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Jantung Di Indonesia Menggunakan Rapidminer", *Jurnal Teknologi Pelita Bangsa*, Vol. 10, No. 2, Pp. 191-197,

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Diarangi mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2019.

- [1] S. Tualeka, F. Alameka, And N. W. W. Sari, "Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Penjualan Dan Penempatan Stok Barang Pada Cv Pasti Jaya Houseware Dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *Pros. Semin.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 115–123, 2021.
- [2] A. Pratiwi, A. T. Sasongko, And D. K. Pramudito, "Analisis Prediksi Gilingan Plastik Terlaris Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor Di Cv Menembus Batas," *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, Vol. 5, No. 3, Pp. 437–445, 2023.
- [3] A. Heryanto And R. Pramudita, "Opini Media Sosial Facebook Terhadap Produk Hijab Menggunakan Metode Text Mining," *Inf. Syst. Educ. Prof. J. Inf. Syst.*, Vol. 4, No. 2, Pp. 168–177, 2020.
- [4] A. P. Ayudhitama And U. Pujiyanto, "Analisa 4 Algoritma Dalam Klasifikasi Liver Menggunakan Rapidminer," *J. Inform. Polinema*, Vol. 6, No. 2, Pp. 1–9, 2020.
- [5] C. Patgiri And A. Ganguly, "Adaptive Thresholding Technique Based Classification Of Red Blood Cell And Sickle Cell Using Naïve Bayes Classifier And K-Nearest Neighbor Classifier," *Biomed. Signal Process. Control*, Vol. 68, No. May, Pp. 1-8, 2021.
- [6] D. Setsirichok *Et Al.*, "Classification Of Complete Blood Count And Haemoglobin Typing Data By A C4.5 Decision Tree, A Naïve Bayes Classifier And A Multilayer Perceptron For Thalassaemia Screening," *Biomed. Signal Process. Control*, Vol. 7, No. 2, Pp. 202–212, 2012.
- [7] D. T. Larose, *Discovering Knowledge In Data An Introduction To Data Mining*. John Wiley & Sons, 2005.
- [8] G. Phi-Gupta, *Introduction To Data Mining With Case Studies*. Phi Publisher, 2014.
- [9] R. T. Yunardi And N. Z. Dina, *Data Mining Dan Machine Learning Dengan Orange3 Tutorial Dan Aplikasinya*. Airlangga University Press, 2022.
- [10] R. S. Wahono, *Data Mining*. Brainmatics Cipta Informatika, 2005.
- [11] D. Jollyta, W. Ramadhan, And M. Zarlis, *Konsep Data Mining Dan Penerapan*. Deepublish, 2020.
- [12] D. Nofriansyah And G. W. Nurcahyo, *Algoritma Data Mining Dan Pengujian*. Deepublish, 2015.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- [23] T. Hendrickx, B. Cule, P. Meysman, S. Naulaerts, K. Laukens, And B. Goethals, "Mining Association Rules In Graphs Based On Frequent Cohesive Itemsets," *Lect. Notes Comput. Sci. (Including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, Vol. 9078, No. 3, Pp. 637–648, 2015.
- [24] Mulaab, *Data Mining: Konsep Dan Aplikasi*. Mnc Publishing, 2017.
- [25] E. Prasetyo, *Data Mining – Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Andi Publisher, 2014.
- [26] S. Tan, "Neighbor-Weighted K-Nearest Neighbor For Unbalanced Text Corpus," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 28, No. 4, Pp. 667–671, 2005.
- [27] G. Haixiang, L. Yijing, L. Yanan, L. Xiao, And L. Jinling, "Bpso-Adaboost-Knn Ensemble Learning Algorithm For Multi-Class Imbalanced Data Classification," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, Vol. 49, No. October 2015, Pp. 176–193, 2016.
- [28] X. Wu And V. Kumar, *The Top Ten Algorithms In Data Mining*. Crc Press, 2009.
- [29] P. A. Devijver And K. Josef, *Pattern Recognition Theory And Applications*. Nato Asi Series, 2012.
- [30] H. Liu And S. Zhang, "Noisy Data Elimination Using Mutual K-Nearest Neighbor For Classification Mining," *J. Syst. Softw.*, Vol. 85, No. 5, Pp. 1067–1074, 2012.
- [31] L. Uma, "Algoritma K-Nearest Neighbors (Knn) – Pengertian Dan Penerapan," *Artikel*, 2023.
- [32] B. Santoso, A. I. S. Azis, And Zohrahayati, *Machine Learning & Reasoning Fuzzy Logic Algoritma, Manual, Matlab, & Rapid Miner*. Deepublish, 2020.
- [33] J. Suntoro And C. N. Indah, "Average Weight Information Gain Untuk Menangani Data Berdimensi," *J. Buana Inform.*, Vol. 8, Pp. 131–140, 2017.
- [34] J. Suntoro, *Data Mining: Algoritma Dan Implementasi Dengan Pemrograman Php*. Komputindo, 2019.
- [35] F. Marisa, A. L. Maukar, And T. M. Akhriza, *Data Mining Konsep Dan Penerapannya*. Deepublish, 2021.
- [36] W. W. Winarmo, *Encyclopedia Of Statistics*. Graha Ilmu, 2007.
- [37] Al. Saleh, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga," *J. Informatics*,

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

*Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, Vol. 1, No. 2, Pp. 207–2017, 2015.

- [38] D. Aprilla C, D. A. Baskoro, L. Ambarwati, And I. W. S. Wicaksana, *Belajar Data Mining Dengan Rapidminer*, Gramedia Pustaka Utama, Vol. 5, No. 4. 2013.
- [39] M. Stmik And T. Dharma, “J-Sisko Tech Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer Tgd Analisis Data Mining Pada Strategi Penjualan Produk Pt Aquasolve Sanaria Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering,” Vol. 32, No. 1, Pp. 32–41, 2019.
- [40] W. W. Kristianto, “Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Menggunakan Metode K-Means Clustering (Studi Kasus Toko Sepatu Kakikaki),” *J. Pendidik. Teknol. Inf.*, Vol. 5, No. 2, Pp. 90–98, 2022.
- [41] L. J. Muhammad, M. M. Islam, S. S. Usman, And S. I. Ayon, “Predictive Data Mining Models For Novel Coronavirus (Covid-19) Infected Patients’ Recovery,” *Sn Comput. Sci.*, Vol. 1, No. 4, Pp. 1–7, 2020.
- [42] X. Sun, M. J. C. Oplencia, T. P. Alexandrovich, A. Khan, M. Algarni, And A. Abdelrahman, “Modeling And Optimization Of Vegetable Oil Biodiesel Production With Heterogeneous Nano Catalytic Process: Multi-Layer Perceptron, Decision Regression Tree, And K-Nearest Neighbor Methods,” *Environ. Technol. Innov.*, Vol. 27, P. 102794, 2022.
- [43] Z. E. Rasjid And R. Setiawan, “Performance Comparison And Optimization Of Text Document Classification Using K-Nn And Naïve Bayes Classification Techniques,” *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 116, Pp. 107–112, 2017.
- [44] V. A. Fitri, R. Andreswari, And M. A. Hasibuan, “Sentiment Analysis Of Social Media Twitter With Case Of Anti-Lgbt Campaign In Indonesia Using Naïve Bayes, Decision Tree, And Random Forest Algorithm,” *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 161, Pp. 765–772, 2019.
- [45] J. Ababneh, “Application Of Naïve Bayes, Decision Tree, And K-Nearest Neighbors For Automated Text Classification,” *Mod. Appl. Sci.*, Vol. 13, No. 11, P. 31, 2019.
- [46] D. R. Cooper And P. S. Schindler, *Business Research Methods*. Mc-Graw-Hill, 2006.
- [47] A. Hutapea And M. Tanzil Furqon, “Penerapan Algoritme Modified K-Nearest Neighbour Pada Pengklasifikasian Penyakit Kejiwaan Skizofrenia,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 2, No. 10, Pp. 3957–3961, 2018.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- [48] N. Nurainun, E. Haerani, F. Syafria, And L. Oktavia, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dalam Klasifikasi Status Gizi Balita Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation,” *J. Comput. Syst. Informatics*, Vol. 4, No. 3, Pp. 578–586, 2023.
- [49] S. Informasi, U. Darwan Ali, J. Batu Berlian, And K. Tengah, “Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Mengklasifikasi Penerima Blt Pada Desa Pelangsian,” *J. Jupiter*, Vol. 14, No. 2, Pp. 64–70, 2022.
- [50] D. Yunita, “Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Decision Tree Untuk Penentuan Risiko Kredit Kepemilikan Mobil,” *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, Vol. 2, No. 2, Pp. 103–107, 2017.
- [51] N. Luh *Et Al.*, “Analisis Sentimen Ulasan Villa Di Ubud Menggunakan Metode Naïve Bayes , Decision Tree , Dan K-Nn,” *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, Vol. 11, No.3, Pp. 205–216, 2022.
- [52] I. Y. Akbar, 2022, “Analisis Perbandingan Metode K-Nn Dan Decision Tree Dalam Klasifikasi Kenyamanan Thermal Bangunan,” Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

## Lampiran 1 Hasil Perhitungan K-NN di RapidMiner

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
1	SGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	129	116
2	SGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	65	295
3	SGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	176	307
4	SGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	328	196
5	SGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	59	245	205
6	SGFO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	8403	6102	11193
7	SGFO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9304	5201	10319
8	SGFO (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10596	9357	15950
9	SGFO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.632	0.368	10277	12640	9306
10	SGFO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0.176	0.824	0	4824	23134	21152
11	SGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1239	1116	2860
12	SGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1000	2435	8769
13	SGFP (3)	Laris	Kurang Laris	0.563	0	0.437	6942	3673	3032
14	SGFP (4)	Laris	Laris	0	0.183	0.817	8779	8995	6245
15	SGFP (5)	Laris	Kurang Laris	0.556	0	0.444	5002	8321	5286

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
16	SGFSP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	504	578	527
17	SGFSP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	480	619	407
18	SGFSP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	781	480
19	SGFSP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	376	656
20	SGFSP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	873	312	766
21	SGF (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9987	6090	12229
22	SGF (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10049	6120	11922
23	SGF (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	12392	10454	16905
24	SGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.816	0.184	12234	14379	10725
25	SGF (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0.172	0.828	0	5963	24375	22563
26	PGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	205	186	286
27	PGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	208	245	316
28	PGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	357	223	351
29	PGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	213	332
30	PGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	385	238

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
31	PGFR (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	135	14	369
32	PGFR (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	11	423
33	PGFR (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	175	509	623
34	PGFR (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	633	591	348
35	PGFR (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	291	387
36	PGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	6	97	482
37	PGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	132	521
38	PGFP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	301	291
39	PGFP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	224	208	198
40	PGFP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	131	304	323
41	PGF (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3456	3641	5743
42	PGF (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	335	366	2468
43	PGF (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.812	0	0.188	2314	1033	3214
44	PGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9731	1016	54613
45	PGF (5)	Laris	Laris	0.351	0	0.649	4222	9732	5311

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
46	PRMBS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	45	69
47	PRMBS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	95	39	73
48	PRMBS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	26
49	PRMBS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	35	20
50	PRMBS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	14	12
51	PRMBW (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	23	33	43
52	PRMBW (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	33	29
53	PRMBW (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	23	10
54	PRMBW (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2	6	45
55	PRMBW (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	14	13
56	ALKOAA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	17	69	98
57	ALKOAA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	13	74	101
58	ALKOAA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	75	75	71
59	ALKOAA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	68	74	68
60	ALKOAA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	62	90	79

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
61	ALK0AAA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	15	32	52
62	ALK0AAA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	29	48
63	ALK0AAA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	33	37	40
64	ALK0AAA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	45	32	39
65	ALK0AAA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	44	45
66	ALK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	375	342	542
67	ALK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	431	512	421
68	ALK (3)	Laris	Kurang Laris	0.750	0	0.250	735	725	586
69	ALK (4)	Sangat Laris	Kurang Laris	0.750	0.250	0	779	2989	2004
70	ALK (5)	Laris	Kurang Laris	0.578	0	0.422	964	1003	899
71	OOPS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	125	168
72	OOPS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	84	75
73	OOPS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	280	481
74	OOPS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	275	248	322
75	OOPS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	190	124

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
76	BLASTER (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	89	78	64
77	BLASTER (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.824	0	0.176	162	125	132
78	BLASTER (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10596	278	453
79	BLASTER (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	362	391
80	BLASTER (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	96	336	303
81	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	345	12320
82	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	274	421
83	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1151	824	1087
84	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	918	895	1021
85	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	1072	742
86	BLASTOZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	74	132
87	BLASTOZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	164	245	268
88	BLASTOZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	359	813
89	BLASTOZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1469	1072	1693
90	BLASTOZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	559	1396	805

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
91	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	432	532
92	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.477	0.350	0.174	1145	2987	1896
93	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	12392	315	257
94	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	190	248
95	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	220	490	541
96	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2573	3564	3964
97	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2740	2134	5970
98	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2231	5118	7212
99	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.820	0	0.180	4781	5319	4534
100	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2995	4523	4533
101	FULLO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	548	396	423
102	FULLO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	501	433	321
103	FULLO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	755	3050	3151
104	FULLO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	3693	3644	3025
105	FULLO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1448	3074	2951

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
106	MINTZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	435	312
107	MINTZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	231	145	145
108	MINTZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	705	737
109	MINTZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	496	741	592
110	MINTZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	270	756	437
111	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	227	118
112	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	235	300
113	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	123	240
114	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	47	199
115	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	66	116	102
116	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	289	497
117	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.803	0	0.197	808	856	1041
118	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	495	883	1438
119	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3271	2888	3161
120	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.816	0.184	0	904	2996	1581

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
121	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	72	69
122	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	115	36
123	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	13	50
124	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	290	269	245
125	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	57	50
126	COOKIEZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	27	55
127	COOKIEZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	79	5	4
128	COOKIEZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13	23	24
129	COOKIEZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	22	98
130	COOKIEZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	17	11
131	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	36	50
132	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	29	64
133	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	404	22	84
134	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	160	274	303
135	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	550	800	766

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
136	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	376	256
137	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	235	191	171
138	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	404	149	142
139	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	269	37	165
140	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	214	37
141	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	120	100
142	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	80	78	107
143	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	75	46	35
144	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	16	27
145	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	28	2
146	MACITO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	150	1000	1234
147	MACITO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1804	1659	2432
148	MACITO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.818	0	0.182	699	789	880
149	MACITO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	318	173	133
150	MACITO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	56	112	91

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
151	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	37	13
152	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	49	6	75
153	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	55	50	32
154	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	24	248	49
155	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	25	38
156	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	222	104	95
157	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	68	30	162
158	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	34	8
159	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	860	104
160	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	5
161	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	63	72	88
162	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	274	270	421
163	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	714	861	954
164	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1007	895	274
165	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	339	154	714

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
166	GARANTEA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	30	41	52
167	GARANTEA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52	51	82
168	GARANTEA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	133	213
169	GARANTEA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	190	52
170	GARANTEA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	49	27
171	KIRANTI (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	139	200	190
172	KIRANTI (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	455	380	320
173	KIRANTI (3)	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	357	11637	13941
174	KIRANTI (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	116	125	455
175	KIRANTI (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	377	385	357
176	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	20	14	52
177	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	69	103	40
178	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	158	109	168
179	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	40	69
180	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	142	6	158

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
181	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	36	89
182	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	77	50	50
183	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
184	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
185	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
186	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	9	9
187	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	7	25	22
188	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	118	383	217
189	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	25	38	34
190	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	9	13
191	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	68	53
192	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	27	38
193	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	155	178
194	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	121	134
195	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	105	196	174

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
196	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	237	456	340
197	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	606	526	166
198	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.809	0	0.191	552	1507	1108
199	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	693	126	156
200	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	153	182	167
201	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	378	430	389
202	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	604	47	99
203	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	2	2	30
204	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	189	31	9
205	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	30	64
206	VITA DRINK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	467	954	789
207	VITA DRINK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3909	41	1014
208	VITA DRINK (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	36	227	145
209	VITA DRINK (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	7974	43	11
210	VITA DRINK (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	58	23

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
211	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	459	983	160
212	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3911	525	386
213	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	46	278	190
214	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	130	125	82
215	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	103	217	296
216	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.829	0	0.171	574	892	690
217	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	441	526	140
218	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	734	857	1367
219	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52575	263	159
220	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	232	210	310
221	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	207235	220321	238450
222	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	246002	230852	207789
223	TEH GELAS ...	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.825	0.175	235953	365974	321521
224	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	216643	223651	219685
225	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	208888	219100	209770

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
226	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	843	879	991
227	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.814	0	0.186	1401	2750	225
228	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1827	116897	126521
229	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	53283	88	102
230	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	67	143	71
231	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	456	278	398
232	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	365	20
233	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.438	0.562	0	593	2570	3462
234	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	708	598	572
235	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	280	578	199
236	ISOCUP (1)	Laris	Laris	0	0	1	200857	200393	200402
237	ISOCUP (2)	Laris	Laris	0	0	1	200569	205719	200207
238	ISOCUP (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	206667	590726	534559
239	ISOCUP (4)	Laris	Laris	0	0	1	200027	200018	200009
240	ISOCUP (5)	Laris	Laris	0	0	1	200022	202257	201142

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
241	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	1896	44975	711
242	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	873	41280	92432
243	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.815	0	0.185	11150	98171	53299
244	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	931	841	788
245	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.783	0.217	0	998	2476	2273
246	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	210436	200379	197052
247	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	187513	199321	178376
248	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	188931	200767	202033
249	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	196137	192057	181550
250	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	91672	172658	181893
251	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	943	177	186
252	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	245	345	100
253	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	191	66	73
254	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	7	1
255	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	5	12

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
256	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	592	373	444
257	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	347	326	431
258	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	333	142	105
259	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13699	91903	59805
260	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	51072	103340	105211
261	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	145	97	133
262	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	245	176	248
263	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	298	952
264	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	102	67	45
265	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4761	5700	4740
266	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	127	528
267	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	124	452	123
268	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	98	190
269	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	91114	58841
270	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45049	96739	99469

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
271	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	293	192	196
272	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	89	85	293
273	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	283	274
274	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	789	964
275	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1262	901	1002
276	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.639	0	0.361	877	876	877
277	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	433	745	758
278	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.815	0	0.185	534	756	345
279	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.845	0	0.155	954	965	799
280	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	716	1312	1319
281	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1987	1345	1234
282	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1424	1235	1853
283	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.809	0.191	0	2133	3421	2313
284	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.804	0.196	0	1323	2903	1065
285	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	924	1982	1233

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
281	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1987	1345	1234
282	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1424	1235	1853
283	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.809	0.191	0	2133	3421	2313
284	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.804	0.196	0	1323	2903	1065
285	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	924	1982	1233
286	TORPEDO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.827	0.173	345678	345676	432123
287	TORPEDO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	231	638964	352453
288	TORPEDO (3)	Sangat Laris	Laris	0	0.446	0.554	264236	213443	342213
289	TORPEDO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.644	0.356	341543	454345	214727
290	TORPEDO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	131688	330128	353008
291	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	98	124
292	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	64	153	134
293	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	64	63	74
294	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	67	33	54
295	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	65	54	44

## Lampiran 2 Hasil Perhitungan Decision Tree di RapidMiner

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
1	SGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	129	116
2	SGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	65	295
3	SGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	176	307
4	SGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	328	196
5	SGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	59	245	205
6	SGFO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	8403	6102	11193
7	SGFO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9304	5201	10319
8	SGFO (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10596	9357	15950
9	SGFO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10277	12640	9306
10	SGFO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	4824	23134	21152
11	SGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1239	1116	2860
12	SGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1000	2435	8769
13	SGFP (3)	Laris	Laris	0	0	1	6942	3673	3032
14	SGFP (4)	Laris	Laris	0	0	1	8779	8995	6245
15	SGFP (5)	Laris	Laris	0	0	1	5002	8321	5286

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
16	SGFSP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	504	578	527
17	SGFSP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	480	619	407
18	SGFSP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	781	480
19	SGFSP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	376	656
20	SGFSP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	873	312	766
21	SGF (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9987	6090	12229
22	SGF (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10049	6120	11922
23	SGF (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	12392	10454	16905
24	SGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	12234	14379	10725
25	SGF (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	5963	24375	22563
26	PGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	205	186	286
27	PGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	208	245	316
28	PGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	357	223	351
29	PGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	213	332
30	PGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	385	238

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
31	PGFR (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	135	14	369
32	PGFR (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	11	423
33	PGFR (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	175	509	623
34	PGFR (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	633	591	348
35	PGFR (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	291	387
36	PGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	6	97	482
37	PGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	132	521
38	PGFP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	301	291
39	PGFP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	224	208	198
40	PGFP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	131	304	323
41	PGF (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3456	3641	5743
42	PGF (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	335	366	2468
43	PGF (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2314	1033	3214
44	PGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9731	1016	54613
45	PGF (5)	Laris	Kurang Laris	0.667	0	0.333	4222	9732	5311

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
46	PRMBS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	45	69
47	PRMBS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	95	39	73
48	PRMBS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	26
49	PRMBS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	35	20
50	PRMBS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	14	12
51	PRMBW (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	23	33	43
52	PRMBW (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	33	29
53	PRMBW (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	23	10
54	PRMBW (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2	6	45
55	PRMBW (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	14	13
56	ALK0AA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	17	69	98
57	ALK0AA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13	74	101
58	ALK0AA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	75	75	71
59	ALK0AA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	68	74	68
60	ALK0AA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	62	90	79

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
61	ALK0AAA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	15	32	52
62	ALK0AAA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	29	48
63	ALK0AAA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	33	37	40
64	ALK0AAA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	32	39
65	ALK0AAA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	44	45
66	ALK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	375	342	542
67	ALK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	431	512	421
68	ALK (3)	Laris	Laris	0	0.333	0.667	735	725	586
69	ALK (4)	Sangat Laris	Laris	0	0.333	0.667	779	2989	2004
70	ALK (5)	Laris	Laris	0	0.333	0.667	964	1003	899
71	OOPS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	125	168
72	OOPS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	84	75
73	OOPS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	280	481
74	OOPS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	275	248	322
75	OOPS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	190	124

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
76	BLASTER (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	89	78	64
77	BLASTER (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	162	125	132
78	BLASTER (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10596	278	453
79	BLASTER (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	362	391
80	BLASTER (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	96	336	303
81	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	345	12320
82	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	274	421
83	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1151	824	1087
84	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	918	895	1021
85	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	1072	742
86	BLASTOZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	74	132
87	BLASTOZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	164	245	268
88	BLASTOZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	359	813
89	BLASTOZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1469	1072	1693
90	BLASTOZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	559	1396	805

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
91	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	432	532
92	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1145	2987	1896
93	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	12392	315	257
94	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	190	248
95	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	220	490	541
96	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2573	3564	3964
97	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2740	2134	5970
98	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2231	5118	7212
99	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.667	0	0.333	4781	5319	4534
100	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2995	4523	4533
101	FULLO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	548	396	423
102	FULLO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	501	433	321
103	FULLO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	755	3050	3151
104	FULLO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3693	3644	3025
105	FULLO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1448	3074	2951

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
106	MINTZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	435	312
107	MINTZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	231	145	145
108	MINTZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	705	737
109	MINTZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	496	741	592
110	MINTZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	270	756	437
111	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	227	118
112	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	235	300
113	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	123	240
114	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	47	199
115	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	66	116	102
116	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	289	497
117	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	808	856	1041
118	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	495	883	1438
119	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3271	2888	3161
120	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	904	2996	1581

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
121	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	72	69
122	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	115	36
123	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	13	50
124	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	290	269	245
125	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	57	50
126	COOKIEZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	27	55
127	COOKIEZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	79	5	4
128	COOKIEZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13	23	24
129	COOKIEZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	22	98
130	COOKIEZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	17	11
131	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	36	50
132	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	29	64
133	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	404	22	84
134	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	160	274	303
135	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	550	800	766

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
136	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	376	256
137	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	235	191	171
138	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	404	149	142
139	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	269	37	165
140	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	214	37
141	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	120	100
142	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	80	78	107
143	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	75	46	35
144	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	16	27
145	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	28	2
146	MACITO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	150	1000	1234
147	MACITO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1804	1659	2432
148	MACITO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	699	789	880
149	MACITO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	318	173	133
150	MACITO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	56	112	91

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
151	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	37	13
152	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	49	6	75
153	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	55	50	32
154	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	24	248	49
155	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	25	38
156	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	222	104	95
157	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	68	30	162
158	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	34	8
159	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	860	104
160	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	5
161	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	63	72	88
162	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	274	270	421
163	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	714	861	954
164	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1007	895	274
165	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	339	154	714

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
166	GARANTEA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	30	41	52
167	GARANTEA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52	51	82
168	GARANTEA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	133	213
169	GARANTEA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	190	52
170	GARANTEA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	49	27
171	KIRANTI (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	139	200	190
172	KIRANTI (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	455	380	320
173	KIRANTI (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	357	11637	13941
174	KIRANTI (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	116	125	455
175	KIRANTI (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	377	385	357
176	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	20	14	52
177	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	69	103	40
178	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	158	109	168
179	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	40	69
180	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	142	6	158

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
181	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	36	89
182	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	77	50	50
183	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
184	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
185	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
186	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	9	9
187	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	7	25	22
188	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	118	383	217
189	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	25	38	34
190	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	9	13
191	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	68	53
192	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	27	38
193	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	155	178
194	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	121	134
195	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	105	196	174

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
196	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	237	456	340
197	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	606	526	166
198	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	552	1507	1108
199	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	693	126	156
200	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	153	182	167
201	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	378	430	389
202	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	604	47	99
203	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2	2	30
204	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	189	31	9
205	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	30	64
206	VITA DRINK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	467	954	789
207	VITA DRINK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3909	41	1014
208	VITA DRINK (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	36	227	145
209	VITA DRINK (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	7974	43	11
210	VITA DRINK (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	58	23

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
211	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	459	983	160
212	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3911	525	386
213	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	46	278	190
214	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	130	125	82
215	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	103	217	296
216	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	574	892	690
217	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	441	526	140
218	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	734	857	1367
219	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52575	263	159
220	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	232	210	310
221	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	207235	220321	238450
222	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	246002	230852	207789
223	TEH GELAS ...	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	235953	365974	321521
224	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	216643	223651	219685
225	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	208888	219100	209770

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
226	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	843	879	991
227	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1401	2750	225
228	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1827	116897	126521
229	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	53283	88	102
230	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	67	143	71
231	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	456	278	398
232	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	365	20
233	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	593	2570	3462
234	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	708	598	572
235	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	280	578	199
236	ISOCUP (1)	Laris	Laris	0	0.071	0.929	200857	200393	200402
237	ISOCUP (2)	Laris	Laris	0	0.071	0.929	200569	205719	200207
238	ISOCUP (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	206667	590726	534559
239	ISOCUP (4)	Laris	Laris	0	0.071	0.929	200027	200018	200009
240	ISOCUP (5)	Laris	Laris	0	0.071	0.929	200022	202257	201142

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
241	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1896	44975	711
242	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	873	41280	92432
243	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11150	98171	53299
244	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	931	841	788
245	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	998	2476	2273
246	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	210436	200379	197052
247	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	187513	199321	178376
248	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	188931	200767	202033
249	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	196137	192057	181550
250	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0.071	0.929	91672	172658	181893
251	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	943	177	186
252	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	245	345	100
253	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	191	66	73
254	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	7	1
255	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	5	12

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
256	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	592	373	444
257	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	347	326	431
258	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	333	142	105
259	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13699	91903	59805
260	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	51072	103340	105211
261	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	145	97	133
262	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	245	176	248
263	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	298	952
264	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	102	67	45
265	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.667	0	0.333	4761	5700	4740
266	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	127	528
267	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	124	452	123
268	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	98	190
269	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	91114	58841
270	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45049	96739	99469

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
The position of the example in the (filtered) view on the example table.				1	0	0	293	192	196
272	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	89	85	293
273	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	283	274
274	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	789	964
275	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1262	901	1002
276	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	877	876	877
277	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	433	745	758
278	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	534	756	345
279	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	954	965	799
280	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	716	1312	1319
281	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1987	1345	1234
282	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1424	1235	1853
283	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2133	3421	2313
284	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1323	2903	1065
285	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	924	1982	1233

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
281	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1987	1345	1234
282	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1424	1235	1853
283	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2133	3421	2313
284	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1323	2903	1065
285	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	924	1982	1233
286	TORPEDO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	345678	345676	432123
287	TORPEDO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	231	638964	352453
288	TORPEDO (3)	Sangat Laris	Laris	0	0.071	0.929	264236	213443	342213
289	TORPEDO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	341543	454345	214727
290	TORPEDO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	131688	330128	353008
291	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	98	124
292	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	64	153	134
293	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	64	63	74
294	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	67	33	54
295	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	65	54	44

### Lampiran 3 Hasil Perhitungan Naïve Bayes di RapidMiner

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
1	SGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	129	116
2	SGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	176	65	295
3	SGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	176	307
4	SGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	98	328	196
5	SGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	59	245	205
6	SGFO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	8403	6102	11193
7	SGFO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9304	5201	10319
8	SGFO (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10596	9357	15950
9	SGFO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.632	0.368	10277	12640	9306
10	SGFO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0.176	0.824	0	4824	23134	21152
11	SGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1239	1116	2860
12	SGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1000	2435	8769
13	SGFP (3)	Laris	Kurang Laris	0.563	0	0.437	6942	3673	3032
14	SGFP (4)	Laris	Laris	0	0.183	0.817	8779	8995	6245
15	SGFP (5)	Laris	Kurang Laris	0.556	0	0.444	5002	8321	5286

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
16	SGFSP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	504	578	527
17	SGFSP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	480	619	407
18	SGFSP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	781	480
19	SGFSP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	376	656
20	SGFSP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	873	312	766
21	SGF (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9987	6090	12229
22	SGF (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	10049	6120	11922
23	SGF (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	12392	10454	16905
24	SGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.816	0.184	12234	14379	10725
25	SGF (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0.172	0.828	0	5963	24375	22563
26	PGFJ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	205	186	286
27	PGFJ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	208	245	316
28	PGFJ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	357	223	351
29	PGFJ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	213	332
30	PGFJ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	385	238

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
31	PGFR (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	135	14	369
32	PGFR (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	11	423
33	PGFR (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	175	509	623
34	PGFR (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	633	591	348
35	PGFR (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	127	291	387
36	PGFP (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	6	97	482
37	PGFP (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	132	521
38	PGFP (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	223	301	291
39	PGFP (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	224	208	198
40	PGFP (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	131	304	323
41	PGF (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3456	3641	5743
42	PGF (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	335	366	2468
43	PGF (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.812	0	0.188	2314	1033	3214
44	PGF (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	9731	1016	54613
45	PGF (5)	Laris	Laris	0.351	0	0.649	4222	9732	5311

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
46	PRMBS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	45	69
47	PRMBS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	95	39	73
48	PRMBS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	26
49	PRMBS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	35	20
50	PRMBS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	14	12
51	PRMBW (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	23	33	43
52	PRMBW (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	33	29
53	PRMBW (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	23	10
54	PRMBW (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2	6	45
55	PRMBW (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	14	13
56	ALK0AA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	17	69	98
57	ALK0AA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	13	74	101
58	ALK0AA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	75	75	71
59	ALK0AA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	68	74	68
60	ALK0AA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	62	90	79

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
61	ALK0AAA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	15	32	52
62	ALK0AAA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	29	48
63	ALK0AAA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	33	37	40
64	ALK0AAA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	45	32	39
65	ALK0AAA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	44	45
66	ALK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	375	342	542
67	ALK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	431	512	421
68	ALK (3)	Laris	Kurang Laris	0.750	0	0.250	735	725	586
69	ALK (4)	Sangat Laris	Kurang Laris	0.750	0.250	0	779	2989	2004
70	ALK (5)	Laris	Kurang Laris	0.578	0	0.422	964	1003	899
71	OOPS (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	125	168
72	OOPS (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	84	75
73	OOPS (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	283	280	481
74	OOPS (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	275	248	322
75	OOPS (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	190	124

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
76	BLASTER (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	89	78	64
77	BLASTER (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.824	0	0.176	162	125	132
78	BLASTER (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10596	278	453
79	BLASTER (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	362	391
80	BLASTER (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	96	336	303
81	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	345	12320
82	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	274	421
83	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1151	824	1087
84	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	918	895	1021
85	CANNON BA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	1072	742
86	BLASTOZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	97	74	132
87	BLASTOZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	164	245	268
88	BLASTOZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	362	359	813
89	BLASTOZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1469	1072	1693
90	BLASTOZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	559	1396	805

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
91	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	321	432	532
92	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.477	0.350	0.174	1145	2987	1896
93	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	12392	315	257
94	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	190	248
95	BLASTER PO...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	220	490	541
96	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2573	3564	3964
97	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2740	2134	5970
98	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2231	5118	7212
99	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.820	0	0.180	4781	5319	4534
100	WAFER TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	2995	4523	4533
101	FULLO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	548	396	423
102	FULLO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	501	433	321
103	FULLO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	755	3050	3151
104	FULLO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	3693	3644	3025
105	FULLO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1448	3074	2951

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
106	MINTZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	435	312
107	MINTZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	231	145	145
108	MINTZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	705	737
109	MINTZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	496	741	592
110	MINTZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	270	756	437
111	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	227	118
112	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	322	235	300
113	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	123	240
114	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	47	199
115	TANGO WAL...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	66	116	102
116	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	376	289	497
117	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.803	0	0.197	808	856	1041
118	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	495	883	1438
119	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3271	2888	3161
120	WAFFLE TAN...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.816	0.184	0	904	2996	1581

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
121	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	72	69
122	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	115	36
123	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	115	13	50
124	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	290	269	245
125	KLOP SALUT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	57	50
126	COOKIEZ (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	27	55
127	COOKIEZ (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	79	5	4
128	COOKIEZ (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	13	23	24
129	COOKIEZ (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	22	98
130	COOKIEZ (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	17	11
131	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	45	36	50
132	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	29	64
133	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	404	22	84
134	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	160	274	303
135	CHIZMILL CR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	550	800	766

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
136	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	100	376	256
137	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	235	191	171
138	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	404	149	142
139	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	269	37	165
140	CHIZMILL JA...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	214	37
141	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	110	120	100
142	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	80	78	107
143	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	75	46	35
144	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1	16	27
145	CHIZMILL OR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	28	2
146	MACITO (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	150	1000	1234
147	MACITO (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1804	1659	2432
148	MACITO (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	0.818	0	0.182	699	789	880
149	MACITO (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	318	173	133
150	MACITO (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	56	112	91

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
151	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	37	13
152	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	49	6	75
153	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	55	50	32
154	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	24	248	49
155	ADEM SEJUK...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	25	38
156	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	222	104	95
157	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	68	30	162
158	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	5	34	8
159	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	14	860	104
160	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	32	41	5
161	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	63	72	88
162	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	274	270	421
163	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	714	861	954
164	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1007	895	274
165	CRYSTALIN ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	339	154	714

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
166	GARANTEA (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	30	41	52
167	GARANTEA (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52	51	82
168	GARANTEA (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	27	133	213
169	GARANTEA (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	8	190	52
170	GARANTEA (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	31	49	27
171	KIRANTI (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	139	200	190
172	KIRANTI (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	455	380	320
173	KIRANTI (3)	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	357	11637	13941
174	KIRANTI (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	116	125	455
175	KIRANTI (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	377	385	357
176	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	20	14	52
177	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	69	103	40
178	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	158	109	168
179	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	122	40	69
180	LEGIT KENT...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	142	6	158

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
181	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	16	36	89
182	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	77	50	50
183	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
184	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
185	PANJANG JI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	50	50	50
186	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	10	9	9
187	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	7	25	22
188	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	118	383	217
189	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	25	38	34
190	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	29	9	13
191	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	35	68	53
192	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	27	38
193	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	18	155	178
194	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	119	121	134
195	SUSU MILKI...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	105	196	174

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
196	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	237	456	340
197	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	606	526	166
198	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.809	0	0.191	552	1507	1108
199	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	693	126	156
200	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	153	182	167
201	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	378	430	389
202	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	604	47	99
203	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	2	2	30
204	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	189	31	9
205	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	44	30	64
206	VITA DRINK (1)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	467	954	789
207	VITA DRINK (2)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3909	41	1014
208	VITA DRINK (3)	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	36	227	145
209	VITA DRINK (4)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	7974	43	11
210	VITA DRINK (5)	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	11	58	23

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
211	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	459	983	160
212	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	3911	525	386
213	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	46	278	190
214	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	130	125	82
215	VITA PUDDIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	103	217	296
216	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.829	0	0.171	574	892	690
217	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	441	526	140
218	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	734	857	1367
219	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	52575	263	159
220	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	232	210	310
221	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	207235	220321	238450
222	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	246002	230852	207789
223	TEH GELAS ...	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.825	0.175	235953	365974	321521
224	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	216643	223651	219685
225	TEH GELAS ...	Laris	Laris	0	0	1	208888	219100	209770

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
226	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	843	879	991
227	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.814	0	0.186	1401	2750	225
228	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	1827	116897	126521
229	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0	0	53283	88	102
230	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	67	143	71
231	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	456	278	398
232	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	557	365	20
233	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.438	0.562	0	593	2570	3462
234	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	708	598	572
235	TEH GELAS ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	280	578	199
236	ISOCUP (1)	Laris	Laris	0	0	1	200857	200393	200402
237	ISOCUP (2)	Laris	Laris	0	0	1	200569	205719	200207
238	ISOCUP (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1	0	206667	590726	534559
239	ISOCUP (4)	Laris	Laris	0	0	1	200027	200018	200009
240	ISOCUP (5)	Laris	Laris	0	0	1	200022	202257	201142

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
241	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	1896	44975	711
242	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Sangat Laris	0.250	0.750	0	873	41280	92432
243	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.815	0	0.185	11150	98171	53299
244	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	931	841	788
245	KOPI SERUP...	Kurang Laris	Kurang Laris	0.783	0.217	0	998	2476	2273
246	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	210436	200379	197052
247	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	187513	199321	178376
248	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	188931	200767	202033
249	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	196137	192057	181550
250	KRATINGDA...	Laris	Laris	0	0	1	91672	172658	181893
251	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	943	177	186
252	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	245	345	100
253	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	191	66	73
254	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	43	7	1
255	NUTRIVILLE ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1	0	0	4	5	12

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
256	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	592	373	444
257	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	347	326	431
258	REDBULL G...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	333	142	105
259	REDBULL G...	Kurang Laris	Laris	0	0.080	0.920	13699	91903	59805
260	REDBULL G...	Kurang Laris	Laris	0	0.045	0.955	51072	103340	105211
261	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	145	97	133
262	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	245	176	248
263	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	45	298	952
264	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	102	67	45
265	SUSU TANG...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	4761	5700	4740
266	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	127	127	528
267	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	124	452	123
268	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	127	98	190
269	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Laris	0	0.097	0.903	44	91114	58841
270	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Laris	0	0.050	0.950	45049	96739	99469

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
271	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	293	192	196
272	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	89	85	293
273	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	98	283	274
274	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	122	789	964
275	TANGO DRIN...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	1262	901	1002
276	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	877	876	877
277	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	433	745	758
278	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	534	756	345
279	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	954	965	799
280	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	716	1312	1319
281	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	1987	1345	1234
282	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	1424	1235	1853
283	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	2133	3421	2313
284	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	1323	2903	1065
285	YOU C-1000 ...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	924	1982	1233

Row No.	Produk	Keterangan	prediction(K...	confidence(...	confidence(...	confidence(...	OMS1	OMS2	OMS3
286	TORPEDO (1)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1.000	0.000	345678	345676	432123
287	TORPEDO (2)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1.000	0.000	231	638964	352453
288	TORPEDO (3)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.764	0.236	264236	213443	342213
289	TORPEDO (4)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	0.991	0.009	341543	454345	214727
290	TORPEDO (5)	Sangat Laris	Sangat Laris	0	1.000	0.000	131688	330128	353008
291	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	98	98	124
292	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	64	153	134
293	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	64	63	74
294	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	67	33	54
295	TANGO TETR...	Kurang Laris	Kurang Laris	1.000	0.000	0.000	65	54	44



## DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Diana Aprilia, lahir di Pekanbaru 16 April 2002 merupakan anak pertama pasangan Bapak Rudi Warman dan Ibu Ervina yang beralamat di Jalan Kubang Raya, Perumahan Puri Alam Permai, Blok B No. 14, Kelurahan Tuah Karya, Kecamatan Tampan, Provinsi Riau. Penulis menempuh Pendidikan dimulai dari SD Negeri 3 Pekanbaru, Kelurahan Kampung Bandar, Kecamatan Senapelan, Kota Pekanbaru, Riau pada tahun 2008 – tahun 2014, kemudian melanjutkan ke SMP Negeri 12 Pekanbaru pada tahun 2014 – tahun 2017, dan SMK Farmasi Ikasari Pekanbaru pada tahun 2017 – tahun 2020 hingga akhirnya pada tahun 2020 menempuh masa kuliah di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif kasim Riau, Prodi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi. Pada tahun 2023 penulis juga melaksanakan Kerja Praktek di Badan Narkotika Nasional Kota Pekanbaru selama kurang lebih satu bulan Selama Masa perkuliahan pernah mengikuti beberapa organisasi diantaranya Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika, Dewan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi, KSR PMI 04 UIN SUSKA RIAU dan Uin Suska Mengajar (USM).

### Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
  - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
  - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.