

TESIS

**PERANCANGAN SISTEM *ERGO-BUNDLING*
UNTUK PENGEKER MAKANAN
BERBASIS *DATA MINING***



Disusun oleh:
Bulan Rahma Fattah
21916039

PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA

2024

TESIS

PERANCANGAN SISTEM *ERGO-BUNDLING*
UNTUK PENGECEK MAKANAN BERBASIS *DATA MINING*



Disusun oleh:
Bulan Rahma Fattah
21916039

PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNIK INDUSTRI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2024

“PERANCANGAN SISTEM *ERGO-BUNDLING*
UNTUK PENGECEK MAKANAN
BERBASIS *DATA MINING*”

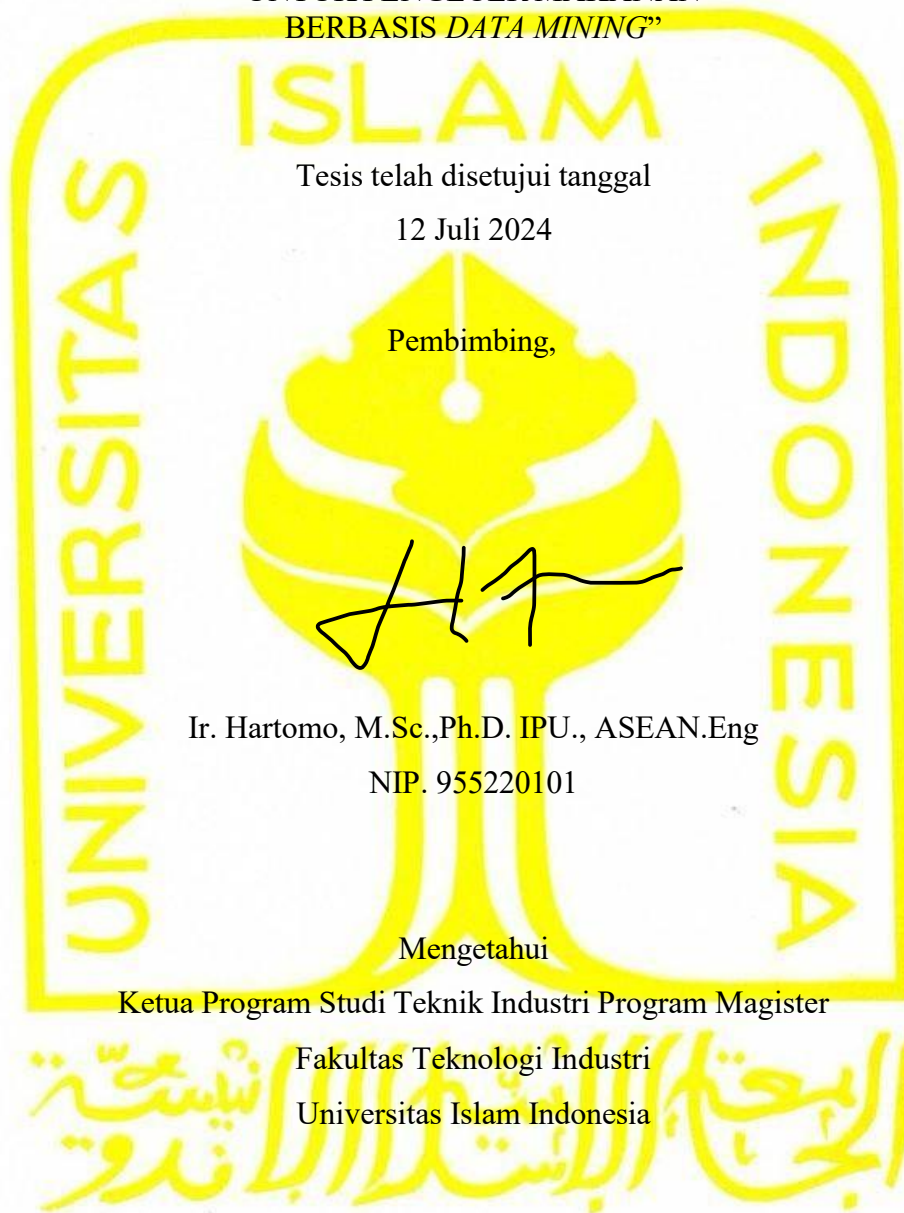
Tesis untuk memperoleh Gelar Magister pada Program
Studi Teknik Industri Program Magister
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Bulan Rahma Fattah
21916039

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI
PROGRAM MAGISTER
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2024

Lembar Pengesahan

“PERANCANGAN SISTEM *ERGO-BUNDLING*
UNTUK PENGEKER MAKANAN
BERBASIS *DATA MINING*”



Tesis telah disetujui tanggal

12 Juli 2024

Pembimbing,

A handwritten signature in black ink, appearing to be "Hartomo", is written over the central tree symbol of the watermark.

Ir. Hartomo, M.Sc., Ph.D. IPU., ASEAN.Eng
NIP. 955220101

Mengetahui

Ketua Program Studi Teknik Industri Program Magister

Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

A handwritten signature in blue ink, appearing to be "Winda Nur Cahyo", is written below the watermark.




Ir. Winda Nur Cahyo, S.T., M.T., Ph.D., IPM
NIP. 025200519

Lembar Pengesahan Penguji

“PERANCANGAN SISTEM *ERGO-BUNDLING*
UNTUK PENGEKER MAKANAN
BERBASIS *DATA MINING*”

Bulan Rahma Fattah
21916039


Tesis Telah Diuji dan Dinilai Oleh Panitia Penguji
Program Studi Teknik Industri Program Magister
Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia
Pada Tanggal 12 Juli 2024

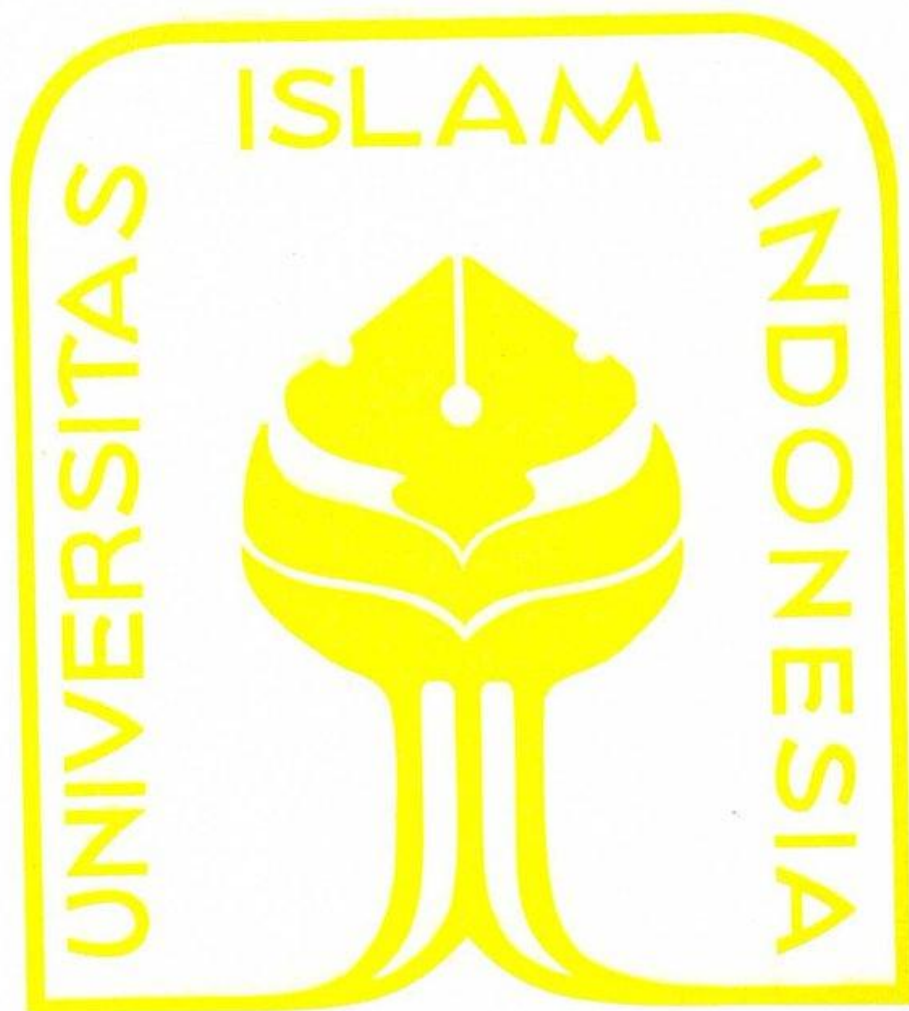
Ir. Hartomo, M.Sc., Ph.D. IPU., ASEAN.Eng	
Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM.	
Bambang Suratno, S.T., M.T., Ph.D	

Mengetahui

Ketua Program Studi Teknik Industri Program Magister
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia




Ir. Winda Nur Cahyo, S.T., M.T., Ph.D., IPM
NIP. 025200519



الجامعة الإسلامية
الاندونيسية

Pernyataan Bebas Plagiarisme

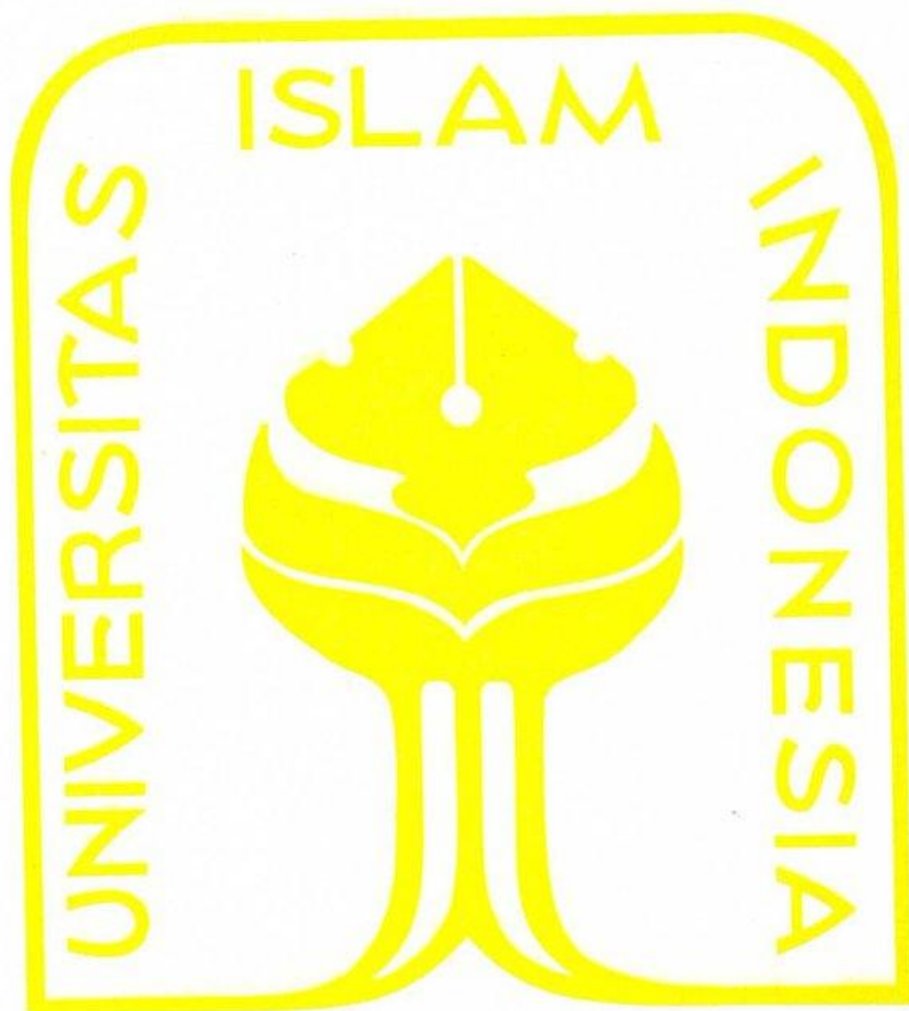
Saya yang bertanda tangan dibawah ini, Bulan Rahma Fattah menyatakan bahwa tesis dengan judul “Perancangan Sistem Ergo-Bundling Untuk Pengecer Makanan Berbasis Data Mining” adalah hasil tulisan saya sendiri. Dengan ini saya menyatakan bahwa penulisan tesis ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar Magister disuatu 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 referensi. Apabila kemudian hari terbukti bahwa pernyataan ini tidak benar, maka saya sanggup menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
الجامعة الإسلامية
باندونج

Yogyakarta, 30 Agustus 2024



Bulan Rahma Fattah



الجامعة الإسلامية
الاندونيسية

KATA PENGANTAR

السَّلَامُ عَلَيْكُمْ وَرَحْمَةُ اللَّهِ وَبَرَكَاتُهُ

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan inayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul "Perancangan Sistem Ergo-Bundling Untuk Pengecer Makanan Berbasis Data Mining" ini dengan baik. Shalawat dan salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, serta seluruh umatnya hingga akhir zaman. Penulis menyadari bahwa tesis ini tidak akan terselesaikan tanpa bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan penghargaan dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ir. Hartomo, M.Sc.,Ph.D. IPU., ASEAN.Eng, selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi yang tiada henti sejak awal hingga akhir penyusunan tesis ini.
2. Winda Nur Cahyo, S.T., M.T., Ph.D. selaku Kepala Prodi Magsiter Teknik Industri.
3. Semua Dosen UII yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu yang telah mengajar pada program studi Magister Teknik Industri.
4. Seluruh jajaran Staf program Pasca Sarjanan Fakultas Teknologi Industri yang telah membantu secara administrasi dalam penyelesaian tesis.
5. Suami dan Anak saya tercinta yang selalu berada di sisi saya selama menyelesaikan tesis
6. Orang tua, keluarga, dan teman-teman tercinta yang selalu memberikan doa, dukungan moral, dan motivasi yang tak ternilai harganya.
7. Teman-teman MTI angkatan 32 kelas Blok maupun Reguler yang selalu memberikan semangat selama menempuh Pendidikan Bersama
8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah memberikan bantuan dan dukungan baik dalam penyusunan Tesis

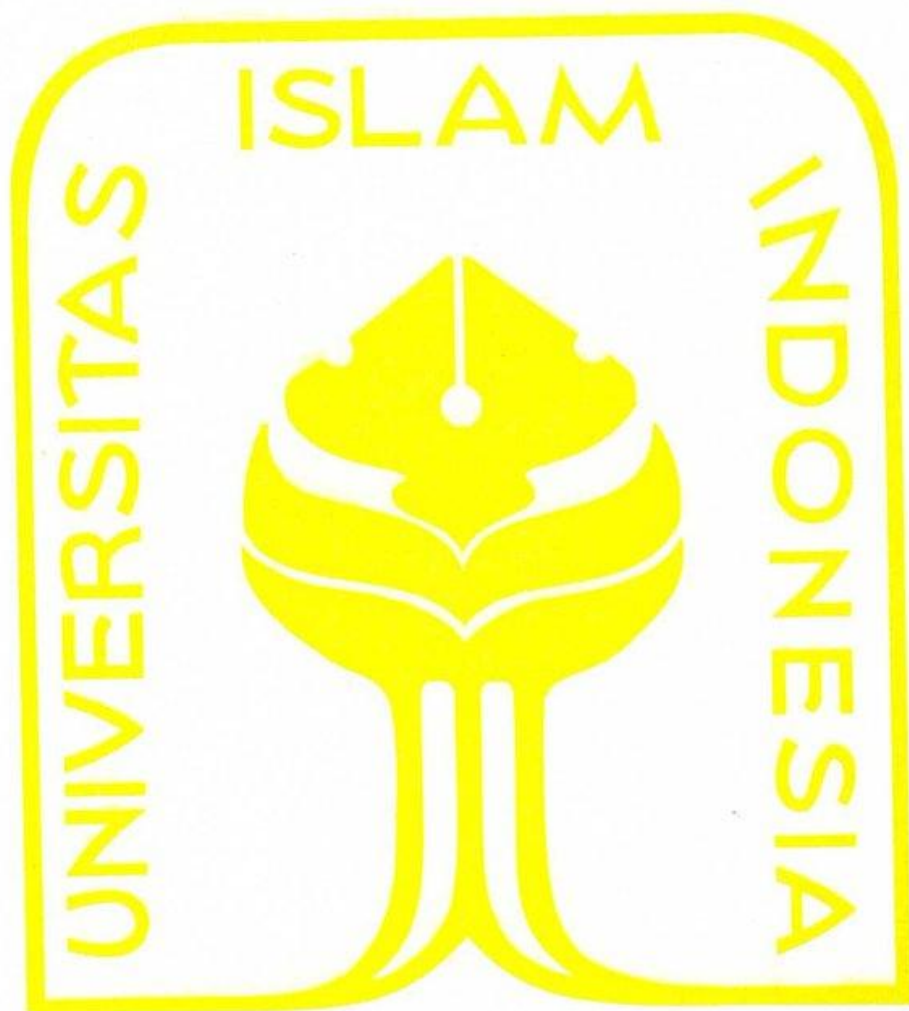
Penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari semua pihak demi kesempurnaan penelitian ini. Semoga tesis ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan praktik di bidang teknologi informasi, khususnya dalam penerapan data mining untuk peningkatan efisiensi penjualan pada sektor retail makanan.

وَالسَّلَامُ عَلَيْكُمْ وَرَحْمَةُ اللَّهِ وَبَرَكَاتُهُ

Yogyakarta, 26 Mei 2024


Bulan Rahma Fattah

NIM. 21916039



الجامعة الإسلامية
الاندونيسية

DAFTAR ISI

Lembar Pengesahan.....	iii
Lembar Pengesahan Penguji.....	v
Pernyataan Bebas Plagiarisme.....	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR DAN GRAFIK.....	ix
DAFTAR TABEL.....	x
ABSTRAK.....	xi
BAB I.....	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Batasan Masalah.....	5
1.3. Rumusan Masalah.....	5
1.4. Tujuan Penelitian.....	6
1.5. Manfaat Penelitian.....	6
1.6. Sistematika Penulisan.....	6
BAB II.....	8
KAJIAN LITERATUR.....	8
2.1 KAJIAN EMPIRIS.....	8
2.2 KAJIAN TEORITIS.....	20
2.2.1 Ritel.....	20
2.2.2 <i>Market Basket Analysis</i>	20
2.2.3 Konsep Bundling.....	21
2.2.4 Harga Pokok Penjualan.....	24
2.2.5 Keuntungan, Profit, Laba.....	25
2.2.6 Design Analysis System.....	25
2.2.7 <i>Data Mining</i>	27

2.2.8 <i>Machine Learning</i>	29
2.2.9 Alogaritma Apriori.....	29
2.2.10 Ascociation Rules.....	30
2.2.11 Konsep Ergonomi.....	32
BAB III.....	35
METODE PENELITIAN.....	35
3.1 Rancangan Penelitian.....	35
3.2 Objek Penelitian.....	35
3.3 Studi Pustaka dan Studi Lapangan.....	35
3.4 Pengambilan Data.....	36
3.5 Perancangan Sistem.....	37
3.6 Sistem Rekomendasi.....	39
3.6.1 Pendekatan Kualitatif.....	39
3.6.2 Pendekatan Kuantitatif.....	39
3.6.3 Model Harga Bundling.....	40
3.7 Pengukuran Tingkat Kegunaan Sistem (<i>Usability</i>).....	41
3.7.1 <i>Performance Testing</i>	41
3.7.2 <i>System Usability Scale (SUS) Questionnaire</i>	42
3.8 Alat yang Digunakan.....	44
3.9 <i>Flowchart</i> Penelitian.....	44
BAB IV.....	48
PENGOLAHAN DATA DAN HASIL PENELITIAN.....	48
4.1 Perancangan Sistem.....	48
4.1.1 Gambaran Umum Perusahaan.....	49
4.1.2 Data Transaksi Penjualan.....	51
4.1.3 <i>Data Selection</i>	53
4.1.4 Pre-processing / Cleaning dan Transformation Coding.....	54

4.2 Data Preparation.....	57
4.2.1 Market Basket Analysis.....	57
4.2.2 Peraancangan Model Harga Bundling.....	64
4.2.3 Conditional rules.....	68
4.2.4 <i>Rapid Miner</i>	69
4.3 Desain Kebutuhan.....	72
4.3.1 Kebutuhan <i>Input</i> sistem Ergo-Bundling.....	73
4.3.2 Kebutuhan Proses.....	74
4.3.3 Kebutuhan <i>output</i>	78
4.3.4 Kebutuhan <i>Interface</i>	78
4.4 Alternatif Desain Aplikasi.....	79
4.4.1 Kuesioner <i>Post-Task (Performance Testing)</i>	81
4.4.2 Kuesioner <i>Post-Session (Uji Usabilitas)</i>	85
4.4.3 System Usability Scale (SUS) oleh Brooke.....	87
BAB V.....	89
ANALISIS DAN PEMBAHASAN.....	89
5.1 Analisis Sistem Ritel Makanan.....	89
5.2 Analisis Market Basket.....	90
5.3 Analisis Hasil Rekomendasi Produk.....	91
5.4 Analisis Usabilitas.....	93
BAB VI.....	97
KESIMPULAN DAN SARAN.....	97
1.1 Kesimpulan.....	97
1.2 Saran.....	97
DAFTAR PUSTAKA.....	99
LAMPIRAN I DATA PENJUALAN LESTARI BAKERY.....	107
LAMPIRAN II HASIL WAWANCARA.....	122

LAMPIRAN III PERHITUNGAN LABA.....	125
LAMPIRAN IV DESAIN PROSES DAN BASIS DATA.....	133
LAMPIRAN IV SYNTAX APLIKASI.....	141

DAFTAR GAMBAR DAN GRAFIK

Gambar 1 . SUS Score	43
Grafik 2 . Grafik Pie Hasil Jumlah Item	56
Grafik 3 . Grafik Batang Hasil Jumlah Item	56
Gambar 4 . Desain Halaman Login	74
Gambar 5 . Desain Pemilihan Menu	75
Gambar 6 . Desain Upload File	75
Gambar 7 . Desain Hasil Ergo-Bundling	76
Gambar 8 . Desain Hasil Prediksi atau Forecasting dalam bentuk Grafik	77
Gambar 9 . Desain Hasil Prediksi atau Forecasting dalam bentuk Tabel	77
Gambar 10 . Context Diagram Sistem Ergo-Bundling	134
Gambar 11 . Data Flow Diagram level 1 Sistem Ergo-Bundling	134
Gambar 12 . Data Flow Diagram Level 2 Proses 1 Login	135
Gambar 13 . Data Flow Diagram level 2 Proses 2 Pilih Menu	136
Gambar 14 . Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.1 Pilih Tab Bundling produk	136
Gambar 15 . Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.2 Pilih Tab Forecasting	137
Gambar 16 . Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.3 Pilih Tab History	137
Gambar 17 . Data Flow Diagram Level 2 Proses 3 Data Mining Bundling Produk	137
Gambar 18 . Data Flow Diagram Level 2 Proses 4 Data Mining Forecasting	138
Gambar 19 . Tabel Relasi Sistem Ergo-Bundling	138

DAFTAR TABEL

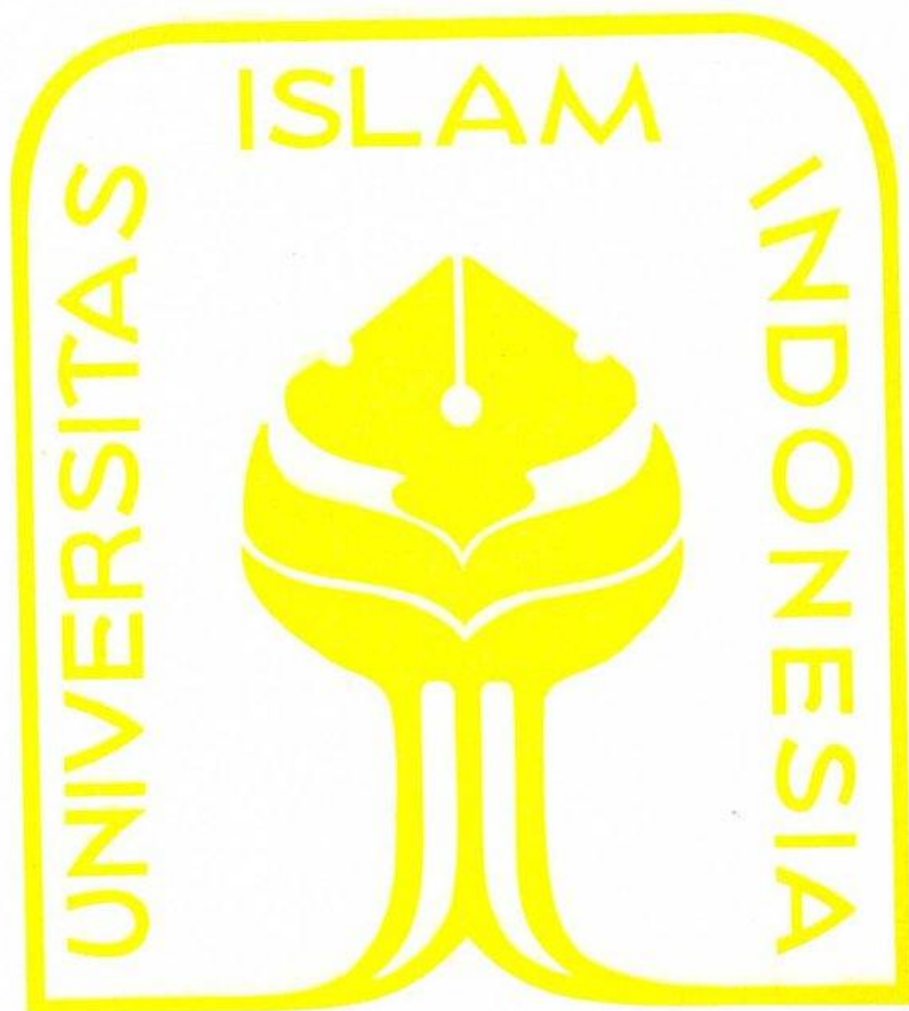
Tabel 1 . Positioning	9
Table 2 . Database Transaksi	31
Table 3 . Support Count 1-Itemset	31
Table 4 . Support Count 2-itemset	32
Table 5 . Support Count 3-itemset	32
Table 6 . Interpretasi skor SUS	43
Tabel 7 . Daftar Nama Supplier Lestari Snack and Bakery	49
Tabel 8 . Contoh Data Hasil Penjualan Lestari snack and Bakery Tanggal 21-08-2023	51
Tabel 9 . Data hasil penjualan perhitungan untuk pembelian ulang produk kepada supplier	51
Table 10 . Perhitungan Support Count 1-Itemset	57
Table 11 . Perhitungan 2-itemset support	58
Table 12 . Perhitungan 3-itemset support	58
Table 13 . Hasil Algoritma Apriori	59
Table 14 . Perbandingan profit bundling dan unbundling produk expired 1 hari	65
Table 15 . Perbandingan profit bundling dan unbundling produk expired 3 hari	66
Table 16 .. Perbandingan profit bundling dan unbundling produk kurang diminati	66
Table 17 ..Data Tabulasi Transaksi lestari Snack and Bakery	70
Table 18 . Hasil Perhitungan Apriori	71
Table 19 .Interval Kriteria Penilaian Efektifitas Sistem	82
Table 20 . Perhitungan Uji Validitas untuk mengetahui Validitas Data	83
Table 21 .Hasil Time Based Efficiency Desain A, B dan C	84
Table 22 . Uji Validitas Data Kuesioner Learnability, Memorability, Error, satisfaction	86
Table 23 .Kelas Interval Uji Usabilitas Post-Session	87
Table 24 . Hasil Uji Usabilitas Post Session	87
Table 25 . Sus Scale Score	88
Table 26 . HPP dan Harga Jual Produk	125

Table 27 . Perhitungan Laba produk expired 1 hari126

Table 28 . Perhitungan Laba produk expired 2-3 hari..... 129

Table 29 . Perhitungan Laba produk kurang laku 131





الجامعة الإسلامية
الاندونيسية

Perancangan Sistem *Ergo-Bundling* untuk Pengecer Makanan Berbasis *Data Mining*

ABSTRAK

Dalam dunia bisnis retail, permasalahan yang paling banyak dihadapi adalah bagaimana cara menjual berbagai produk makanan, baik itu cake maupun pastry dalam jangka waktu tertentu dengan cepat. Jika tidak bisa dijual, keadaan ini akan menimbulkan kerugian meskipun strategi promosi diskon sudah dilakukan. Oleh karena itu, pengusaha ritel harus dapat memperkirakan berapa banyak stok produk yang harus tersedia dan merencanakan strategi penjualan lain yang lebih efektif untuk memenuhi kebutuhan konsumen dalam jangka waktu yang ditentukan. Salah satu strategi penjualan yang diusulkan adalah *Bundling System*, yaitu menggabungkan berbagai produk antara yang diminati dan yang tidak terjual. Tentunya, strategi ini ditujukan agar semua produk dapat terjual sehingga dapat mengurangi kerugian. Namun strategi ini masih belum efektif jika dilakukan secara manual. Hal ini karena hasil dari proses bundling belum memuaskan preferensi konsumen. Alasan utamanya adalah peritel belum memahami perilaku pelanggan dengan jelas sehingga mengalami kesulitan dalam membundel produk. Dapat dilihat dari hasil perencanaan yang berbeda dalam memprediksi stok dan bundling oleh staf yang berbeda tiap waktunya. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan sistem otomatis. Tujuan dari penelitian ini adalah merancang sistem bundling otomatis yang ergonomis dan mudah digunakan berdasarkan data mining. *Market Basket Analysis* diterapkan untuk memahami pola perilaku konsumen dalam membeli produk ritel. *Association Rules* dengan metode *Apriori Algorithm* diterapkan untuk mengetahui hubungan antara satu atribut dengan atribut lainnya untuk memperoleh beberapa informasi dari pola tertentu. Konsep *Usability* dan *Ergonomics* digunakan sebagai panduan untuk mengembangkan sistem ini. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini adalah sistem bundling otomatis untuk pengecer makanan yang lebih nyaman, lebih efektif, lebih efisien, dan lebih memuaskan.

Kata Kunci: Pengecer Makanan, *Usability*, *Market Basket Analysis*, *Association Rules*, Ergonomi

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Era Industri modern merupakan perkembangan industri yang terjadi sangat cepat dengan persaingan usaha sangat ketat (Mastrocinque dkk., [2022](#)). Industri Modern perlu didukung teknologi yang dapat mengolah data menjadi *value*. Pendekatan Teknologi dapat dilakukan dengan cara memanfaatkan data perusahaan untuk menghasilkan *value* dan *profit* perusahaan (Chehbi-Gamoura dkk., [2020](#)). Selain itu penggunaan *Big Data* yang tersimpan di *warehouse* bisa menjadi sebuah asset bagi perusahaan jika berfokus pada analisis *insight* yang bermakna untuk kepentingan *Management* (Ramanathan dkk., [2017](#)). Untuk dapat menghasilkan *value* maka perusahaan perlu melakukan analisis sistem salah satunya dengan cara analisis kebiasaan konsumen dengan tepat dan efektif untuk meningkatkan profit perusahaan, kualitas layanan dan juga kepuasan pelanggan (Kutuzova & Melnik, [2018](#)). Peningkatan penjualan dengan cara analisis Kebiasaan Konsumen dapat dilakukan dengan bantuan *Decision Support Marketing Planning* untuk menghasilkan promosi produk yang efektif jika diberikan kepada konsumen yang tepat (Lessmann dkk., [2021](#)). *Decision Support Marketing Planning* memiliki beberapa tahap dan kesulitan tersendiri oleh karena itu perlu adanya strategi, strategi promosi dapat dilakukan dengan mudah jika dibantu dengan sebuah pengambilan keputusan instan melalui Visualisasi *insight* dan prediksi (K.Goswami & Sharma, [2022](#)). Perusahaan bisa menggunakan alat bantu atau teknologi untuk melakukan pengambilan keputusan secara digital, khususnya model data mining (Greenstein-Messica & Rokach, [2020](#)). Pengambilan keputusan menggunakan Data Mining harus didukung oleh kumpulan dataset yang cocok, metode dan model yang tepat (Kutuzova & Melnik, [2018](#)).

Persaingan Usaha di Indonesia pada era Industry modern termasuk tinggi dengan Indeks Persaingan usaha (IPU) mencapai nilai 4.81 poin. Sektor ekonomi yang memiliki persaingan paling tinggi adalah Sektor Penyedia Akomodasi Makan Minum dengan IPU +5,10% (Komisi Pengawasan Persaingan Usaha, [2021](#)). Semakin tingginya

tingkat persaingan dalam dunia bisnis mengharuskan perusahaan dapat melakukan respon pelayanan yang efektif dan efisien untuk mengurangi *waste* maupun kerugian. Untuk memberikan respon yang sesuai dengan pelanggan maka perusahaan perlu mengetahui kebiasaan konsumen sehingga mendapatkan pola pembelian yang menghasilkan informasi penting bagi perusahaan. Analisis kebiasaan konsumen sudah banyak diterapkan pada Sektor Akomodasi Penyedia Makanan dan Minuman dan dikembangkan oleh penelitian sebelumnya. Pada Penelitian oleh (Vasekar dkk., [2019](#)) diketahui bahwa Analisis Kebiasaan konsumen yang efektif dapat dilakukan menggunakan *Market Basket Analysis*. Sedangkan menurut (Kutuzova & Melnik, [2018](#)) kebiasaan konsumen dapat dianalisis dengan *Association Rules* dan *Market Basket Analysis (AR-MBA)*, selain itu pada penelitian terdahulu diketahui (Halim dkk., [2019](#)) juga menggunakan *Market Basket Analysis* untuk membuat desain layout *game center*, dengan alasan pengunjung yang hanya memainkan permainan tertentu mengakibatkan kondisi idle atau antrian. Pada penelitian lainnya menyebutkan bahwa *Market Basket Analysis* dapat memberikan analisis rekomendasi paket *costumized Lestari Snack and Bakery* untuk pembelian pada jam tertentu contohnya paket sarapan (Griva dkk., [2018](#)). Untuk dapat mengetahui pemasaran produk yang tepat sesuai dengan Analisis Kebiasaan Konsumen dapat dirancang sebuah sistem *Decission Support System (DSS)* adalah sistem informasi yang sangat membantu untuk mengolah informasi perusahaan (Lessmann dkk., [2021](#)). Pendekatan yang paling sering digunakan yang sesuai untuk *recommender system* adalah teknik kolaborasi. Teknik ini dapat menganalisis kesamaan produk yang dipilih konsumen ditransaksi sebelumnya, mereka akan memilih produk yang hampir sama di transaksi selanjutnya. (Gridach, [2020a](#)).

Penelitian ini membahas sebuah studi kasus di salah satu Perusahaan yang bergerak pada Sektor Akomodasi Makanan dan Minuman yang mana termasuk sektor dengan persaingan usaha dengan indeks tinggi di Indonesia. *Lestari Snack and Bakery* merupakan sebuah perusahaan yang bergerak pada Sektor Penyedia Akomodasi Makanan Minuman. *Lestari Snack and Bakery* memiliki 2 merek dagang yang diproduksi secara masal di Kabupaten Pati yaitu *Catering Lestari* dan *Willtop Bakery*. *Lestari Snack and Bakery* memasarkan 11 merek dagang *Willtop Bakery* yaitu Roti Manis Coklat, Roti Manis Keju, Roti Manis Selai, Roti Tawar, Donat, Kroisan, Brownis, Maffin, Kue Kering, Roti Manis Pisang Coklat dan Bollen pisang. Sedangkan Merek

Dagang Lestari antara lain 8 jajanan pasar tradisional, risoles, sosis solo, kue lumpur, apem, arem-arem, lemper, camilan khas pati, misoa, dan kroket serta menu minuman Kunir Asem botol, Es Coklat botol, Es Kopi botol. Lestari Snack and Bakery memiliki pembeli tetap yang merupakan instansi maupun kantor yang memesan snack box untuk kebutuhan karyawan secara berulang, setiap minggunya estimasi produksi dapat diketahui yaitu total dari 11 instansi dengan total lebih dari 1000 item. Sedangkan Lestari Snack and Bakery memiliki kesulitan untuk memprediksi pola penjualan reguler atau pembeli umum.

Dari hasil wawancara diketahui bahwa strategi saat ini yang digunakan oleh Lestari Snack and Bakery untuk mengetahui pola pembelian konsumen adalah antara lain menggunakan Promosi dengan Perhitungan manual dan Analisis rata-rata hasil penjualan dan Analisis *Trend*. Perhitungan untuk promosi dilakukan dengan cara menghitung selisih sisa produk yang belum terjual dikurangi dengan total produk yang diproduksi hari ini sehingga didapat estimasi produksi periode kedepan. Untuk sisa produk yang tidak terjual dan dalam masa mendekati *expired* maka akan dihancurkan. Perhitungan manual menggunakan spread sheet sederhana yang dirasa kurang efisien dan banyak menghasilkan *waste*. Selain kurang efektif strategi tersebut juga memerlukan waktu yang lebih lama dan memiliki risiko tingkat eror yang tinggi karena perhitungan yang berbeda jika dilakukan oleh orang yang berbeda. Sedangkan Analisis Trend Musim digunakan perusahaan hanya saat musim dengan trend tertentu seperti Musim haji, Musim Lebaran, Puasa dan hari Kemerdekaan, Tahun Baru China, dll.

Lestari Snack and Bakery memiliki produk dengan waktu ketahanan singkat, yaitu produk jajanan pasar basah dan minuman botol yang mana produk ini harus terjual dalam kurun waktu sehari. Sehingga sering muncul permasalahan produk tersebut tidak dapat dikonsumsi sebelum terjual. Dari hasil wawancara dengan Pemilik Lestari Snack and Bakery diketahui bahwa hal itu sering terjadi, penyebabnya antara lain karena estimasi produksi yang terlalu jauh, tidak ada waktu cukup untuk melakukan analisa, dan pekerja yang kurang mahir dalam menghitung stock. Pemilik Lestari Snack and Bakery memiliki rencana untuk membuat strategi promo untuk Produk Basah tersebut namun tidak memiliki informasi yang cukup untuk merancang paket yang tepat sesuai

dengan kebiasaan konsumen yang membeli di Lestari Snack and Bakery agar tingkat penjualan Produk tersebut tinggi tanpa menurunkan harga terlalu drastis.

Dari data penjualan yang dimiliki oleh Lestari Snack and Bakery dapat digali informasi yang lebih mendalam untuk mendapatkan pola pembelian yang sesuai dengan tujuan Pemilik untuk merekomendasikan Produk Basah. Strategi ini telah dilakukan dalam Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Vasekar dkk., (2019) penelitian menghasilkan sistem untuk membantu inventory Lestari Snack and Bakery itel menemukan produk yang tepat untuk melengkapi produk yang dikeluarkan di rak serta untuk *repurchase* menggunakan *Machine Learning*. Dengan kata lain Data yang diperlukan untuk melakukan Analisis Kebiasaan Konsumen dapat diolah secara *Data Mining* untuk menggali informasi yang memberikan value bagi perusahaan, dalam kasus ini untuk merekomendasikan Produk Basah dalam paket Promosi. Salah satu manfaat *Machine Learning* atau metode rules klasifikasi dalam Analisis Kebiasaan Konsumen adalah dapat melakukan pemodelan prediksi atau klasifikasi yang efektif untuk industri produk dan jasa (Sarker, 2021; Sarker dkk., 2019) , (Gridach, 2020b) , (Gregoriades dkk., 2021), (Korfiatis dkk., 2019).

Untuk mengatasi permasalahan pada Lestari Snack and Bakery untuk mengetahui Rekomendasi Produk Basah pada Paket Promosi / *Bundling* manakah yang cocok untuk dipaketkan dengan produk lain untuk meningkatkan penjualan Produk Basah dengan cara memprediksi rekomendasi paket produk berdasarkan pola unik dari data transaksi pelanggan sehingga dapat meningkatkan penjualan dan mengurangi risiko Produk Basah basi sebelum terjual. Penelitian berfokus pada perbaikan sistem analisis manual menggunakan Analisis Kebiasaan Konsumen dengan metode gabungan dari penelitian Vasekar dkk., (2019), Halim dkk., (2019), Griva dkk., (2018), Nielsen (2012) berupa *Association Rules* dan *Market Basket Analysis (AR-MBA)* sebagai celah penelitian yang dapat dilakukan.

Untuk mengetahui sistem tersebut dapat diterapkan pada perusahaan, maka desain sistem harus memiliki usability yang baik. Menurut Jacob Nielsen (2012) *usability* adalah sebuah atribut kualitas untuk menilai tingkat kemudahan *user interface(UI)* selama sistem dioperasikan serta perbaikan perancangan sistem terdahulu.

Sehingga terdapat perbedaan dari penelitian sebelumnya yaitu adanya analisis Human Computer Interaction untuk mengetahui tingkat usability terhadap implementasi desain sistem.

1.2. Batasan Masalah

Untuk dapat memfokuskan tujuan penelitian dalam mengetahui kebutuhan informasi dan analisis proses bisnis Lestari Snack and Bakery maka perlu adanya sebuah Keterbatasan masalah. Batasan masalah yang akan dipakai dalam penelitian ini yaitu :

1. Studi kasus yang akan dilakukan adalah Lestari Snack and Bakery produksi makanan ringan dan minuman.
2. Desain Sistem dan Data Mining menggunakan Metode Market Basket Analysis dan Association Rules: Apriori
3. Analisis Usabilitas berdasarkan Human Computer Interaction terhadap desain sistem
4. Data Mining Processing menggunakan bahasa pemrograman *python* dan *Node.js*
5. *Output* penelitian ini adalah Aplikasi berbasis Data Mining pendukung pengambilan keputusan rekomendasi produk Lestari Snack and Bakery yang dijalankan oleh *server*
6. Konsep Desain Konseptual dibuat menggunakan bantuan *Data Flow Diagram* dan *Entity Relationship Diagram*
7. Asumsi untuk pengetahuan dan keahlian karyawan/pemilik sebagai user aplikasi diasumsikan telah memadai

1.3. Rumusan Masalah

Konteks masalah yang sebelumnya ada pada latar belakang kemudian menghasilkan sebuah Rumusan Masalah yang menjadi dasar utama dalam penelitian. Beberapa Rumusan masalah yang didapat adalah :

1. Bagaimana desain sistem rekomendasi bundling produk berbasis data mining yang dapat mengoptimalkan kombinasi produk untuk meningkatkan penjualan pada Lestari Snack and Bakery?
2. Seberapa useable sistem rekomendasi bundling yang dikembangkan pada Lestari Snack and Bakery?

1.4. Tujuan Penelitian

Untuk menjadikan penelitian memiliki arah yang jelas maka perlu ditentukan Tujuan terlebih dahulu. Berdasarkan masalah yang ada pada latar belakang yaitu adanya kesulitan perusahaan dalam mengetahui strategi pemasaran dan meningkatkan revenue serta rumusan masalah yang telah dijelaskan sebelumnya maka tujuan penelitian akan mencakup 2 poin-poin:

1. Mendesain Sistem Rekomendasi Bundling produk berbasis data mining yang dapat mengoptimalkan kombinasi produk untuk meningkatkan penjualan Lestari Snack and Bakery
2. Menentukan tingkat usability sistem Rekomendasi Bundling yang dikembangkan pada Lestari Snack and Bakery

1.5. Manfaat Penelitian

Pertanyaan yang muncul dalam Rumusan Masalah serta poin-poin utama dalam Tujuan yang telah dijelaskan sebelumnya diharapkan dapat memberikan hasil dan menjadikan penelitian ini bermanfaat bagi ilmu pengetahuan khususnya untuk meningkatkan Kualitas Sistem Pendukung Pengambilan Keputusan sebuah perusahaan terutama pada Sektor Akomodasi Makanan dan Minuman sehingga proses bisnis dapat diselesaikan secara efisien, efektif, dan memiliki satisfaction tinggi.

1.6. Sistematika Penulisan

Penyusunan Laporan dilakukan sesuai dengan sebuah Sistematika penulisan. Sistematika penulisan sendiri bertujuan untuk menjadikan penulisan penelitian sesuai

dengan urutan yang ada dan sistematis. Sistematika tersebut akan dijabarkan dandalah sebagai berikut:

1. BAB II : KAJIAN LITERATUR

Penelitian terbaru tentang topik yang dibahas dan positioning dari peneleitian ini merupakan bagain dari sebuah kajian literatur. Selain itu bagian ini menyampaikan berbagai kajian teoritis untuk memecahkan masalah yang dihadapi.

2. BAB III : METODE PENELITIAN

Teknik apa saja yang dibutuhkan untuk membantu menyelesaikan masalah, model yang perlu dibangun, serta pengembangan model, bahan dan, alat, metode penelitian dan data apa saja yang dianalisis, serta penggunaan metode yang akan diteliti. Seluruh kegiatan tersebut dilakukan dalam bab ini yang menjadi support terbesar dalam membangun penelitian.

3. BAB IV : PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

Penjelasan tentang cara dan bagaimana sebuah pengumpulan data dan metode pengolahan data, kemudian isi dari berbagai analisis dan hasilnya, dan juga gambar serta grafik proses penelitian dan hasil penelitian. Bab ini menjadi acuan dalam membahas hasil yang tercatat pada BAB V Pembahasan.

4. BAB V : PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh dijelaskan pada bab ini yang mana Berisi pembahasan tentang hasil yang diperoleh dalam penelitian dan kecukupan hasil terhadap tujuan penelitian untuk menciptakan suatu inovasi untuk meningkatkan omzet perusahaan berupa sistem informasi sistem pendukung keputusan produk periklanan.

5. BAB VI : KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil Penelitian kemudian ditarik sebuah kesimpulan dari analisis yang dilakukan, serta inovasi atau saran atas hasil penelitian yang diperoleh dan permasalahan yang ditemukan selama penelitian. Untuk itu perlu diberikan rekomendasi untuk penelitian selanjutnya.

6. DAFTAR PUSTAKA

7. LAMPIRAN

BAB II

KAJIAN LITERATUR

2.1 KAJIAN EMPIRIS

Kajian penelitian secara teoritis untuk memecahkan masalah yang dihadapi serta Studi-studi dalam tinjauan literatur juga menggambarkan status penelitian dari studi-studi sebelumnya merupakan bagian dari kajian induktif. Penelitian yang baik dan bertanggung jawab harus dibangun di atas penelitian sebelumnya untuk menghindari duplikasi. Pada Penelitian ini memiliki kajian yang tidak terlepas dari hasil penelitian-penelitian yang ada kaitannya dengan pemodelan sistem informasi untuk prediksi target promosi produk.

Tabel 1. Positioning

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
1	Mourad Gridach	<i>“Hybrid deep neural networks for recommender systems”</i>	2020	Music platform online	Deep Learning, Probabilistic Soft Logic (PSL)	Belum diterapkan dalam computer vision (Artificial Intelligent) dan Natural Language	Menggunakan NeuralPLS mengolah data review music history untuk memberikan rekomendasi musik sesuai behavior konsumen
2	Sarker, A. S. M. Kayes and Paul Watters	<i>“Efectiveness analysis of machine learning classifcation models for predicting personalized context-aware smartphone usage”</i>	2020	moblle service	Machine learning	Epoch atau hyperparameter jika terlalu besar maka mengurangi keakuratan model prediksi	recall data decision prediction model untuk panggilan telfon pada smartphone
3	Vidhya R. Vasekar, Tushar Sawant, Swapnil Wankhede	<i>“A Review on Online Supermarket Models And Customer Interpretations”</i>	2019	Ritel	Classification , Optical Character recognition	Optical Character Recognition diperlukan untuk memaksimalkn report penjualan	product repurchase system untuk Lestari Snack and Bakery dari input data inventory

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
4	Kutuzova Tatianaa, Melnik Mikhaila	<i>“Market basket analysis of heterogeneous data sources for recommendation system improvement”</i>	2018	Ritel	Market Basket Analysis, Association Rules	Diperlukan <i>dataset</i> yang lebih tepat dan sesuai untuk <i>improve</i> model dan metod yang telah dibuat	Recommended system dengan MBA-AR yang masih perlu diimprove model datanya
5	Siana Halim, Tanti Octavia, Alianto Christian	<i>“Designing Facility Layout of an Amusement Arcade using Market Basket Analysis”</i>	2019	Game Center	Market Basket Analysis	Hasil maksimal jika diterapkan dengan cross merchandising approach agar pelanggan menghabiskan waktu dan uang lebih banyak di tiap game station. Belum adanya bukti bahwa layout menghasilkan keuntungan yang maksimal dibandingkan layout sebelumnya.	Layout Game Center menggunakan MBA

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
6	Anastasia Griva, Cleopatra Bardaki, Katerina Pramatari, Dimitris Papakyriakopoulos	<i>“Retail Business Analytics : Customer Visit Segmentation Using Market Basket Data, Expert Systems With Applications”</i>	2018	Ritel	Market Basket Analysis, Produk Taxonomy	Product categories hanya untuk item diatas 2 dan dibawah 50, selain itu dianggap sebagai outliners.	Rekomendasi produk Lestari Snack and Bakery
7	Andreas Gregoriades, Maria Pampaka, Herodotos Evripides Herodotou,Christodoulou	<i>“Supporting digital content marketing and messaging through topic modelling and decision trees”</i>	2021	Online shop	Topic modelling	Belum bisa membedakan review yang dibuat-buat atau <i>fakereview</i> yang bisa mengakibatkan hasil keputusan kurang tepat	Decision system menggunakan text social media untuk keperluan marketing

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
8	Korfiatis, Stamolampros, Kourouthanassis, & Sagiadinos	<i>“Measuring service quality from unstructured data: A topic modeling application on airline passengers’ online reviews”</i>	2019	airline	Topic modelling	Belum dimasukkannya indikator employee review dalam penelitian	Quality Improvement untuk sistem pelayanan Jasa Penerbangan
9	S. Lessmann, J. Haupt and K. Coussement, Lestari Snack and Bakeryk	<i>“Targeting customers for profit: An ensemble learning framework to support marketing decision-making”</i>	2019	Ritel	PCES Framework	Belum diterapkan dalam computer vision (Artificial Intelligent) dan Natural Language	Sistem Integrasi berupa decision maker pada Lestari Snack and Bakery
10	Asnat Greenstein-Messica, Lior Rokach	<i>“Machine learning and operation research based method for promotion optimization of products with no price elasticity history”</i>	2020	Ritel	Price elasticity analysis	Tidak dapat digunakan untuk perusahaan yang tidak bisa melakukan elasticity price / perubahan harga product	Rekomendasi produk Lestari Snack and Bakery dengan metode price elasticity untuk meminimalisir kerugian

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
							akibat program marketing
11	Jeffri Ternando Jabat, M. Murdani	"Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Retail Menggunakan Metode Clustering"	2019	Ritel	Clustering	Hanya sebagai alat kontrol	mempermudah analisis data yang besar dan membantu memberikan informasi data penjualan yang diolah
12	Shen, P., Wan, D. and Li, J.	<i>"How human-computer interaction perception affects consumer well-being in the context of online retail: from the perspective of autonomy"</i>	2023	Ritel	Human Computer Interaction	Data untuk review online e-commerce belum diterapkan pada penjualan konvensional	Kontribusi utama dari penelitian ini adalah memberikan pencerahan bagi perusahaan Lestari Snack and Bakery online untuk meningkatkan

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
							desain HCI dan membantu konsumen meningkatkan kesejahteraan jangka panjang
13	Sanjay Mohapatra	<i>"Human and computer interaction in information system design for managing business"</i>	2023	business	Human Computer Interaction	Perlu adanya sustainable implementation	HCI dapat membantu memberikan keputusan pada bisnis secara physical maupun online seperti Lestari Snack and Bakery bahkan pelayanan banking
14	Pantano, E., & Gandini, A.	<i>"Innovation in consumer-computer-interaction in smart retail settings"</i>	2017	Ritel	Studi Literatur		Penggunaan teknologi dan sistem menghasilkan

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
							sebuah interaksi baru dalam berbelanja
15	Servidio, R., Davies, B., & Hapeshi, K.	<i>"Human-Computer Interaction in Consumer Behaviour. In I. Management Association (Ed.), Mobile Computing and Wireless Networks: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications"</i>	2016	Ritel	Human Computer Interaction	Perlu perbaikan User Interface yang lebih baik yang bertujuan untuk meningkatkan komunikasi antara pengguna akhir dan sistem TIK	Menghasilkan informasi tentang kebutuhan pelanggan, serta perilaku dan kebiasaan mereka, seperti bagaimana pengguna menemukan informasi yang diperlukan.

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
16	Ting Li, Can Zhang,	<i>"Research on the Application of Multimedia Entropy Method in Data Mining of Retail Business"</i>	2022	Ritel	Maximum Entropy Mode	Usabilitas dari sistem belum diketahui	Penerapan dan analisis teknologi data mining Lestari Snack and Bakery terutama mencakup desain dan analisis model prediksi nilai pelanggan industri Lestari Snack and Bakery, analisis korelasi frekuensi pembelian pelanggan, dan model penambangan pohon keputusan berdasarkan OLAP.

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
17	Kumar, M.R., Venkatesh, J. & Rahman, A.M.J.M.Z.	<i>Data mining and machine learning in retail business: developing efficiencies for better customer retention. J Ambient Intell Human Comput</i>	2021	Ritel	Multi-variant K-means clustering	supports the improvement of recommendation generation performance	Adopsi teknologi seperti Penambangan Data dan Machine Learning membantu seluruh sektor menjadi lebih bermanfaat, serta menciptakan keunggulan kompetitif
18	TAMBA, Saut Parsaoran et al	<i>Penerapan Data Mining Untuk Pembuatan Paket Promosi Penjualan Menggunakan Kombinasi Fp-Tree Dan Tid-List</i>	2021	Ritel	FP-Tree and TID-List algorithms	belum adanya tingkat usabilitas sistem	Kombinasi algoritma FP-Treedan TID-List dapat digunakan untuk membantu penyusunan strategi paket promosi, dengan

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
							menganalisis database penjualan dan menemukan kombinasi barang yang paling sering terjual
19	Chen Jun, Qiao Hui	<i>Research on the application of data mining technology in retail business</i>	2021	Retail	regression, decision tree, clustering, neural network, association rules	bank/jasa harus mengelola bisnis Lestari Snack and Bakery berdasarkan penilaian model data mining dibarengi dengan penilaian manual yang berwawasan ke depan	customer risk assesement

No.	Penulis	Judul	Tahun	Object	Metode Penelitian	Kekurangan & kelebihan Penelitian	Result
20	MD. Imtiaz Uddin, Tanvir Ahmed, A.H.M Saiful Islam, Redoyan Raz, Tanvir Ahmed, & A.H.M Saiful Islam	<i>"Application and Analysis of Retail Inventory Using Data Mining Techniques"</i>	2020	Retail	Classification, Clustering, Customer relationship management	Dapat dikembangkan untuk mengetahui Product, Marketing Insight	Customer Insight untuk meningkatkan perhatian dalam manajemen inventaris
21	B.R.Fattah	<i>Desain Sistem Informasi Produk Lestari Snack and Bakery Berbasis Data Mining</i>	2022	Ritel	Market Basket Analysis, Association Rules, Machine Learning Apriori	Penyelesaian pengambilan keputusan promosi Lestari Snack and Bakery	Penyelesaian pengambilan keputusan promosi Lestari Snack and Bakery dengan Tingkat usabilitas yang ergonomis bagi user

2.2 KAJIAN TEORITIS

2.2.1 Ritel

Ritel merupakan “Semua aktivitas yang berkaitan dengan penjualan produk dan layanan kepada konsumen” (Kujtim,[2018](#)). Tingkat distribusi produk dari volume besar ke volume kecil. Lestari Snack and Bakery merupakan penghubung antara produsen dan konsumen, sehingga tidak salah jika disebut jembatan yang menghubungkan produsen dengan konsumen. Perorangan atau perusahaan yang bergerak dalam bisnis eceran disebut pengecer, dan pengecer adalah orang atau agen atau badan atau perusahaan atau organisasi yang berperan penting dalam menyampaikan produk atau barang atau jasa kepada konsumen akhir

2.2.2 *Market Basket Analysis*

Consumer behavior adalah cara pelanggan membeli dan memanfaatkan produk, baik itu produk *tangible* maupun produk *intangible* berupa service, jasa dan ide (Hoyer, [2012](#)). Menurut Hua ([2022](#)) Kebiasaan Pelanggan dalam membeli produk sekarang ini dipengaruhi oleh berbagai faktor. Untuk menganalisis faktor tersebut dapat dilakukan dengan Analisis *Market Basket*, dengan cara melihat hubungan (aturan) antara beberapa atribut penjualan (Nurmayanti, [2021](#)). *Market Basket Analysis* (MBA) adalah teknik analitik yang digunakan untuk memahami pola pembelian pelanggan dengan menganalisis data transaksi. Metode ini membantu dalam mengidentifikasi hubungan atau asosiasi antara produk yang dibeli bersama dalam satu transaksi. MBA sering digunakan dalam ritel untuk mengoptimalkan strategi penjualan dan pemasaran, seperti penentuan tata letak toko, promosi penjualan, dan bundling produk. *Market Basket Analysis* didasarkan pada teori asosiasi dan analisis keranjang belanja (*basket analysis*). Beberapa konsep kunci dalam MBA meliputi:

1. Itemset: Kumpulan item yang dianalisis.
2. Frekuensi Itemset: Jumlah transaksi yang mengandung itemset tertentu.
3. Support: Ukuran popularitas atau frekuensi itemset dalam data transaksi.
4. Confidence: Ukuran seberapa sering item dalam itemset terjadi bersama dalam transaksi.

5. Lift: Ukuran seberapa besar item A dan B terjadi bersama dibandingkan dengan jika mereka independen.

2.2.3 Konsep Bundling

Bundling merupakan metode untuk menyatukan beberapa produk yang ada dalam satu kelompok dengan harga tertentu (Royan, 2004; p.58), pada umumnya lebih murah dibandingkan harga sebelumnya. Sedangkan menurut (Stremersch dan Tellis (2002; p.56) *Bundling* adalah penjualan produk dalam bentuk dua atau lebih produk berbeda dalam sebuah paket. Terdapat dua *Bundling Strategy* yang diklasifikasikan sebagai (Tellis, 2002; p.57) *Bundling focus* yang mana fokus pada konten berupa Price dan Product bundling dan *Bundling Form* yang berupa *pure bundling*, *unbundling*, atau *mixed bundling*. Terdapat 2 dimensi penting dalam *Bundling Focus* yaitu:

a. *Product-bundling*

Bundling adalah integrasi dan penjualan dua atau lebih produk terpisah dengan harga tertentu, yang biasanya memberikan nilai tambah bagi pelanggan. Nilai tambah ini meningkatkan harga reservasi untuk bundel produk dibandingkan dengan harga total produk terpisah. Perusahaan perlu memperhatikan segmen pasar saat melakukan bundling, karena harga reservasi dan *perceived value* berbeda antar segmen. Produk yang dibundling harus ditujukan pada segmen yang sama untuk menciptakan *perceived value* yang optimal.

b. Price Bundling

Price bundling adalah penjualan dua atau lebih produk berbeda dalam satu paket dengan harga diskon, tanpa integrasi antar produk. Produk-produk ini tetap berfungsi secara independen. Oleh karena itu, harga reservasi (harga maksimum yang bersedia dibayar konsumen) adalah sama dengan jumlah harga reservasi conditional untuk produk-produk tersebut secara terpisah.

Selain itu, bentuk bundling dapat dikategorikan menjadi tiga jenis: Pure Bundling, Mixed Bundling, dan Unbundling (Adams dan Yellen, 1976). Definisi dari masing-masing jenis tersebut adalah sebagai berikut:

a. *Pure Bundling*

Menurut Adam dan Yellen (1976), "Pure bundling adalah strategi di mana perusahaan hanya menjual produk dalam bentuk bundel dan tidak menjual produk tersebut secara terpisah. Dalam literatur ekonomi dan hukum, pure bundling kadang disebut sebagai 'tying'."

b. Mixed Bundling

Mixed bundling adalah strategi di mana perusahaan menjual produk baik dalam bentuk bundel maupun secara terpisah.

c. Unbundling

Unbundling adalah strategi di mana perusahaan hanya menjual produk secara terpisah dan tidak dalam bentuk bundel. Strategi ini biasanya disebut unbundling ketika dibandingkan dengan strategi bundling.

Artinya bahwa penerapan Strategi *Mixed Bundling* menawarkan keunggulan dibandingkan dua strategi bundling lainnya karena memberikan konsumen lebih banyak pilihan. Dengan strategi ini, konsumen memiliki fleksibilitas untuk memilih produk yang sesuai dengan kebutuhan mereka, baik secara terpisah maupun sebagai bagian dari bundel. Hal ini memungkinkan konsumen untuk lebih menyesuaikan pembelian mereka sesuai dengan preferensi dan kebutuhan spesifik mereka (Issabelita, 2014) . Sehingga keberhasilan bundling sangat bergantung pada pelaksanaannya. terdapat beberapa indikator yang perlu diperhatikan dalam bundling untuk menarik minat konsumen terhadap produk yang dipromosikan antara lain (Royan, 2004; p.59):

a. Ketepatan

Ketepatan dalam hal ini adalah upaya perusahaan melaksanakan program bundling sesuai perencanaan untuk mencapai tujuan, termasuk ketepatan bundling sebagai media promosi, ketepatan waktu pelaksanaan promosi, dan ketepatan jangka waktu bundling yang ditetapkan oleh perusahaan.

b. Harga

Harga adalah sejumlah uang yang dibayarkan untuk mendapatkan suatu produk. Penilaian harga mencakup harga produk itu sendiri, harga berdasarkan kualitas, dan harga dibandingkan dengan pesaing. Kesesuaian harga dengan kualitas dan jumlah

produk yang digabungkan menentukan kepuasan konsumen. Jika harga sesuai, keinginan konsumen terpenuhi, sehingga meningkatkan pembelian.

c. Kemenarikan

Kemenarikan dalam hal ini adalah ketertarikan konsumen terhadap produk yang dipromosikan melalui bundling. Beragam pilihan produk meningkatkan daya tarik bagi konsumen dan mendorong perilaku pembelian. Manfaat tinggi dari produk yang dibundling juga mempengaruhi keinginan konsumen untuk membeli. Namun, produk utama yang dikemas dengan produk pendukung tidak akan menarik minat konsumen jika fungsinya berbeda.

d. Cara Bundling

Cara menggabungkan produk adalah kegiatan produsen menggabungkan produk utama dan produk pendukung secara seimbang dan sesuai dengan kebutuhan konsumen. Bundling akan efektif jika produk digabungkan dengan tepat. Penggabungan produk utama dalam jumlah sedikit dengan produk pendukung yang banyak cenderung kurang menarik bagi konsumen.

Perancangan Model harga bundling dilakukan agar didapatkan model yang tepat untuk dapat digunakan dalam data mining. Tujuan perancangan model harga bundling dalam konteks data mining adalah untuk antara lain (Yadaf&Monroe, 1993), (Simon&Wuebker, 1999) :

- a. Mengidentifikasi Pola Pembelian: Menganalisis data penjualan untuk menemukan pola dan tren dalam pembelian produk, sehingga dapat digunakan untuk menentukan kombinasi bundling yang paling efektif.
- b. Mengoptimalkan Strategi Penetapan Harga: Menggunakan data mining untuk menetapkan harga bundling yang menarik bagi pelanggan sekaligus menguntungkan bagi perusahaan.
- c. Meningkatkan Penjualan dan Profitabilitas: Merancang bundling yang dapat meningkatkan volume penjualan dengan menawarkan nilai lebih kepada pelanggan, sehingga meningkatkan total keuntungan.
- d. Memahami Preferensi Pelanggan : Memanfaatkan data mining untuk mengungkap preferensi pelanggan terkait harga dan kombinasi produk, memungkinkan penyesuaian model bundling yang lebih tepat sasaran.

- e. Mengurangi Risiko Kesalahan Penetapan Harga : Menggunakan model yang didukung oleh data untuk mengurangi risiko penetapan harga yang tidak efektif, sehingga memaksimalkan potensi keberhasilan bundling.
- f. Menyesuaikan dengan Perubahan Pasar : Mengembangkan model yang fleksibel dan dapat diadaptasi seiring perubahan tren pasar atau kebutuhan pelanggan, berdasarkan hasil analisis data yang terus diperbarui.

2.2.4 Harga Pokok Penjualan

Menurut Niswonger dan Warren (2000), harga pokok penjualan adalah biaya yang dikeluarkan untuk memproduksi barang yang terjual. Untuk perusahaan manufaktur, harga pokok penjualan mencakup biaya bahan baku, tenaga kerja, dan overhead pabrik. Harga pokok penjualan dapat dihitung dengan menambahkan persediaan awal barang jadi dengan harga pokok produksi, kemudian mengurangi persediaan akhir barang jadi.

Persediaan dapat dicatat menggunakan Metode Perpetual Inventory dan Periodical Inventory. Dalam metode perpetual, harga pokok penjualan diperoleh dari Subsidiary Ledger Finish Goods dan mencatat persediaan secara kontinu sehingga jumlah persediaan selalu dapat diketahui. Sedangkan dalam metode periodik, harga pokok penjualan dihitung melalui Beginning Inventory dan persediaan dicatat hanya pada akhir periode akuntansi. Sehingga diketahui dari studi kasus Lestari snack and bakery yang melakukan pembukuan diakhir minggu maka Metode yang digunakan adalah Metode Periodik. Berikut ini adalah langkah-langkah untuk menentukan Harga Pokok Penjualan dalam ritel makanan:

Data awal untuk periode tertentu:

1. Persediaan Awal Bahan Baku
2. Pembelian Bahan Baku
3. Persediaan Akhir Bahan Baku
4. Biaya Tenaga Kerja Langsung
5. Biaya Overhead Pabrik

6. Persediaan Awal Barang dalam Proses

7. Persediaan Akhir Barang dalam Proses

8. Persediaan Awal Barang Jadi

9. Persediaan Akhir Barang Jadi

2.2.5 Keuntungan, Profit, Laba

Untuk membuat bundling yang sesuai dengan perusahaan harus ditentukan Profit yang diinginkan sehingga sistem Bundling dapat memberikan Keuntungan bagi perusahaan. Profit atau laba adalah ukuran yang digunakan oleh perusahaan untuk menilai kinerja dan pencapaian tujuan mereka. Menurut Soemarso (2004), laba adalah selisih antara pendapatan dan beban yang terkait dengan usaha untuk memperoleh pendapatan tersebut selama periode tertentu. Jika pendapatan lebih besar dari beban, perusahaan akan memperoleh laba. Sebaliknya, jika beban lebih besar dari pendapatan, perusahaan akan mengalami kerugian. Menurut Mulyadi (2011), beberapa faktor yang mempengaruhi laba meliputi:

1. Biaya: Biaya yang terkait dengan perolehan atau produksi suatu produk atau jasa akan mempengaruhi harga jual produk tersebut.
2. Harga Jual: Harga jual produk atau jasa mempengaruhi volume penjualannya, sehingga berdampak pada total pendapatan.
3. Volume Penjualan dan Produksi: Volume penjualan mempengaruhi tingkat produksi, yang pada gilirannya mempengaruhi biaya produksi.

Volume penjualan mempengaruhi laba perusahaan, dan peningkatan volume penjualan diharapkan dapat meningkatkan laba. Volume penjualan dipengaruhi oleh harga jual yang ditetapkan. Menurut Gitosudarmo (1999), penetapan harga yang tepat penting untuk menarik pembeli. Harga tidak selalu harus rendah; sebaliknya, harga yang sesuai dapat meningkatkan volume penjualan dan, pada akhirnya, laba perusahaan.

2.2.6 Design Analysis System

Pembuatan Model sistem yang berbasis data sangat berkaitan dengan berbagai komponen didalam maupun luar perusahaan. Beberapa Metode yang dapat dipakai untuk Analisis Sistem Basis Data adalah antara lain adalah (Connolly,2005) :

1. Desain sistem : “Teknik pemecahan masalah dengan menyusun kembali komponen-komponen menjadi suatu sistem yang utuh, diharapkan sistem yang lebih baik. Mungkin melibatkan penambahan, penghapusan, dan perubahan fitur”
2. Analisis Sistem Informasi : “Tahap pengembangan sistem informasi yang fokus pada masalah bisnis dan kebutuhan menggunakan teknologi untuk memecahkan masalah tersebut”
3. Analisis sistem : “Teknik untuk membantu pemecahan masalah yang menguraikan suatu sistem ke dalam komponen-komponennya untuk mempelajari bagaimana komponen-komponen itu bekerja dan berinteraksi untuk mencapai tujuannya.”

Desain sistem juga sering disebut sebagai desain konsep, desain yang lebih detail disebut sebagai desain fisik. Metode yang digunakan tergantung pada masalah apa yang dihadapi perusahaan dan tujuan apa yang ingin dicapai. Menurut Connolly (2010), “Perancangan database adalah proses untuk menciptakan desain database yang akan mendukung kebutuhan dan tujuan suatu perusahaan”. Perancangan database dibagi dalam tiga jenis fase, yaitu :

1. Logical Database Design.
2. Physical Database Design.
3. Conceptual Database Design.

Untuk melakukan perancangan sistem, diperlukan alat perancang yang membantu analisis dan perancangan sistem yang akan dikembangkan. Alat ini biasanya berbentuk gambar atau grafik atau bagan.

Pada penelitian ini digunakan Aliran data dan hubungannya (DFD & ERD). “*Entity Relationship Diagram (ERD)* adalah sekumpulan cara atau peralatan untuk mendeskripsikan data-data atau objek-objek yang dibuat berdasarkan dan berasal dari dunia nyata yang disebut entitas (*entity*) serta hubungan (*relationship*) antar entitas-entitas tersebut dengan menggunakan beberapa notasi”.

2.2.7 Data Mining

“Data Mining adalah proses penggalian informasi berupa data yang unknown menjadi informasi yang valid, dapat dipahami, dan dapat dimanfaatkan” (Connolly, [2005](#)). Data Mining berfokus pada analisis data dan menemukan informasi berupa *insight* / pola tersembunyi dan hubungan informasi dengan menggunakan teknik perangkat lunak atau *Machine Learning* tertentu. Menurut Kursini ([2009](#)) “*Data Mining* adalah proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, *AI*, dan *Machine Learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang berguna dan informasi terkait dari Big Data.”

Knowledge Discovery in Database (KDD) adalah proses penggalian informasi tersembunyi atau *insight* dalam suatu *Big Data* dan salah satu tahapan proses KDD adalah *data mining*. Proses KDD menurut Max (2007) dijelaskan sebagai berikut :

a. Data Selection

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam Knowledge Discovery in Database (KDD) dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses data mining, disimpan dalam suatu berkas terpisah dari basis data operasional.

b. Pre-processing / Cleaning

Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi fokus Knowledge Discovery in Database (KDD). Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak. Juga dilakukan proses enrichment, yaitu proses “memperkaya” data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk Knowledge Discovery in Database (KDD), seperti data atau informasi eksternal lainnya yang diperlukan.

c. Transformation Coding

Proses transformasi pada data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining. Proses coding dalam Knowledge Discovery in Database (KDD) merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data.

d. Data Mining

Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Teknik-teknik, metode-metode, atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses Knowledge Discovery in Database (KDD) secara keseluruhan.

e. Interpretation / Evaluation

Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian dari proses Knowledge Discovery in Database (KDD) yang disebut interpretation. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya.

Data mining memiliki beberapa jenis proses yang umumnya dilakukan proses data mining tersebut dijelaskan menurut Larose (2005) yaitu:

1. Deskripsi : Data Mining Jenis Deskripsi adalah Proses penggalian data dengan tujuan untuk menemukan suatu pola yang sering kali muncul secara berulang dalam sebuah data dan mengubah pola tersebut menjadi suatu kriteria yang dengan mudah dimengerti oleh para pengguna.
2. Prediksi : Proses prediksi yaitu data Mining yang bertujuan untuk melakukan taksiran atau perkiraan atau peramalan dengan cara menggali data terdahulu atau temuan pada data sekarang untuk memperkirakan hasil dan suatu hal yang terjadi pada masa yang akan datang.
3. Estimasi: Jenis Data Mining Estimasi hampir sama dengan proses prediksi namun menggunakan data sampel nilai dari variable yang sudah ditentukan sebagai nilai prediksi.
4. Klasifikasi: Klasifikasi bertujuan mengidentifikasi nilai dan membagi data kedalam kelas-kelas yang berbeda sesuai kelompoknya, dengan melakukan pemeriksaan objek dan karakteristik.
5. Clustering: Dalam proses clustering data dibagi dalam kelompok tanpa berdasarkan kelasnya, dalam proses *cluster* bertujuan untuk mencari kemiripan antar kumpulan data.

Asosiasi: Dalam proses asosiasi bertujuan untuk mengidentifikasi dan menemukan suatu data atau item yang memiliki keterkaitan antar item yang kemudian menjadi sebuah kombinasi dengan nilai keterikatan sesuai dari temuan data yang diolah. Pada Penelitian Perancangan Sistem Bundling berupa Ergo-Software untuk Ritel Makanan digunakan Jenis Data Mining Asosisasi yang akan dijelaskan pada sub bab 2.2.7.

Data Mining dapat dibantu dengan sebuah alat yaitu Machine learning untuk mempermudah mendapatkan hasil maupun mempersingkat waktu pengolahan data seperti yang dijelaskan pada sub bab selanjutnya.

2.2.8 Machine Learning

Menurut IBM Machine Learning adalah “*Machine Learning is a form of AI that enables a system to learn from data rather than through explicit programming*” (IBM, [2019](#)). Dapat diartikan bahwa Machine Learning meniru cara belajar Manusia. Komputer bekerja menyelesaikan masalah dengan diberikan materi secara terus menerus berupa data sehingga pada akhirnya dapat menyelesaikan tugas yang diberikan oleh user. Sedangkan menurut Purnama (2019) “Machine Learning adalah bagan dari *Computer science* yang merupakan kemampuan computer untuk dapat belajar dari data secara statistic tanpa deprogram secara eksplisit.”

2.2.9 Alogaritma Apriori

Penerapan *Machine Learning* dilakukan dengan menggunakan Bahasa Pemrograman atau Perintah berupa kode yang disebut Algoritma. Algoritma berasal dari “algoritmi” dalam Latin berarti Al-Khwarizmi (Muhammad ibn Musa al-Khwarizmi), matematikawan serta astronom dan ahli dalam bidang geografi dari Persia pada tahun 780-850. “Algoritma adalah langkah untuk menghitung sebagai sebuah bentuk penyelesaian suatu masalah yang ditulis berurutan” (Purnama, 2019) . Sedangkan Algoritma menurut Professor Harold Stuart Stone (Stone, 2011) adalah “*Precise instructions (in language understood by computer) for a fast, efficient, good process that specifies the moves of the computer*” atau dengan kata lain Algoritma adalah Bahasa yang digunakan untuk perhitungan, pemrosesan data dan penalaran otomatis. Sedangkan Algoritma Apriori adalah Algoritma dalam *Machine Learning* yang termasuk dalam Unsupervised learning yaitu association. Ketika data set yang

digunakan tidak berpasangan dan input yang dimiliki berupa variable tanpa output variable untuk menuntun computer membuat model (Purnama, 2019) disitulah Algoritma unsupervised dapat diterapkan.

Pada *Algoritma Unsupervised* computer akan belajar secara mandiri dari data-data yang diberikan sebagai input (Purnama, 2019) . Contoh dataset (D) pada unsupervised learning :

$$D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (i)$$

Algoritma ini akan mencari pola tersembunyi yang ada pada data yang telah diberikan sebagai input. Association rules adalah rules yang digunakan atau jenis dari unsupervised learning untuk menyelesaikan hubungan atau relasi dari antar variable database berukuran besar. Atau kata lain dapat diartikan sebagai pattern recognition. Learning ini termasuk sebuah *Data Mining* (Purnama, 2019).

2.2.10 Association Rules

Association Rules adalah teknik data mining yang digunakan untuk menemukan aturan asosiasi antar kombinasi objek (kolaborasi). Metrik kepentingan yang digunakan dalam penambangan data adalah dukungan, yang menunjukkan seberapa dominan suatu produk atau rangkaian produk di seluruh acara. Kepercayaan merupakan ukuran yang mengkondisikan dan menunjukkan hubungan antara dua objek berdasarkan kondisi tertentu (Kusrini, 2009).

Setiap data dapat diketahui relasinya, dalam Association Rules menunjukkan item yang dibeli dalam data yang diolah. Data merepresentasikan item-item sebagai sebuah rumus Itemset yang telah diperkenalkan oleh Agrawal (1993) sebagai berikut:

a. Item set, Transaksi, Association rules

$$I = \{i_1, i_2, \dots, i_k\} \quad (ii)$$

Sedangkan untuk rumus Transaksi dipresentasikan sebagai berikut :

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\} \quad (iii)$$

Kemudian, aturan asosiasi didefinisikan sebagai implikasi dari bentuk tersebut:

$$X \Rightarrow Y, \text{ dimana } X \subset I, Y \subset I \text{ dan } X \cap Y = \emptyset \quad (iv)$$

Berikut adalah table database transaksi yang digunakan dalam perhitungan untuk mendapatkan Association rules:

Table 2. Database Transaksi

No Transaksi	Itemset yang dibeli
T1	A, B, C
T2	B, D
T3	B, C
T4	A, B, D
T5	A, C
T6	B, C
T7	A, C
T8	A, B, C, E
T9	A, B, C

Langkah pertama membentuk rules dari *database* adalah dengan *support count* untuk 1-*itemset*, formula untuk menghitung dijelaskan pada poin b, yang kemudian dilanjutkan untuk menghitung *support count 2-itemset*.

b. *Support*

Support adalah indikasi seberapa sering kumpulan item muncul dalam kumpulan data. Dengan kata lain, *Support* adalah jumlah transaksi dengan X dan Y dibagi dengan jumlah total transaksi. Aturan ini tidak berguna untuk nilai support yang rendah.

$$supp(X \Rightarrow Y) = \left| \frac{XUY}{n} \right| \quad (v)$$

Perhitungan support dilakukan bertahap yaitu 1-*itemset* dan dilanjutkan dengan 2-*itemset*, untuk. Untuk hasil support 1-*itemset* ditampilkan pada table 3 dibawah ini:

Table 3. Support Count 1-Itemset

1-Itemset	Support Count
A	6
B	7
C	6
D	2
E	2

Perhitungan support untuk 2-*itemset* dilakukan dengan menghitung jumlah transaksi yang mengandung kumpulan itemset dari keseluruhan data transaksi. Contoh Support count 2-*itemset* dapat dilihat pada Tabel 4, kemudian dari hasil tersebut dilakukan

langkah yang sama untuk mendapatkan 3-itemset hingga minimum support tidak didapatkan:

Table 4. Support Count 2-itemset

2-itemset	Support count
AB	4
AC	4
AD	1
AE	2
BC	4
BD	2
BE	2
CD	0
CE	1
DE	0

Table 5. Support Count 3-itemset

3-itemset	Support count
ABC	2
ABE	2

c. Confidence

Untuk sebuah aturan $X \Rightarrow Y$, confidence menunjukkan persentase di mana Y dibeli dengan X. Ini adalah indikasi seberapa sering aturan tersebut terbukti benar.

$$conf(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{\text{supp}(X)} \quad (\text{vi})$$

d. Lift

Lift sebuah aturan adalah rasio dari *Support* yang diamati dengan harapan jika X dan Y independent. Rule yang dihasilkan dikatakan baik jika nilai lift lebih besar dari 1 menurut Berry & Linoff (2004). Berikut ini adalah rumus untuk menghitung nilai lift, dan didefinisikan sebagai berikut:

$$lift(X \Rightarrow Y) = \frac{\text{supp}(X \cup Y)}{\text{supp}(X) \cdot \text{supp}(Y)} \quad (\text{vii})$$

2.2.11 Konsep Ergonomi

Sistem yang baik menurut Nielsen (2012) harus responsif terhadap kebutuhan pengguna, seperti kemudahan akses dan kemudahan perolehan informasi. Untuk mengetahui apakah suatu sistem baik atau tidak, perlu dilakukan pengukuran tingkat kegunaannya. Sedangkang Usability atau tingkat kegunaan menurut Peter (2000) dan Issa (2015) adalah bagian dari konsep ergonomi; digunakan sebagai pedoman untuk mengembangkan sistem *Ergo-Software*. Penelitian Sebelumnya yang dilakukan oleh Rosson (2002) menghasilkan penelitian dengan berbagai jenis model dan metodologi untuk mengembangkan sistem (termasuk situs web), yang mungkin mencakup proses interaksi manusia-komputer, kegunaan, dan masalah pemasaran Internet yang didasarkan pada Konsep ergonomi. Selain itu menurut Issa (2014) *Usability* adalah kunci keberhasilan setiap perangkat lunak sistem interaktif atau situs web bisnis. Interaksi manusia-komputer atau Human Computer Interaction menentukan apakah suatu sistem berguna, *safety*, efisien, mudah dipelajari, mudah diingat, mudah digunakan dan dinilai, terbukti secara praktis, dan memberikan pengguna rasa kepuasan dalam menyelesaikan pekerjaan mereka. Sehingga dalam penelitian ini digunakan Uji Usabilitas *Ergo-Software* untuk evaluasi sistem rancangan.

Menurut ISO 9241:11 (1998), usability adalah sejauh mana suatu sistem dapat digunakan oleh pengguna tertentu untuk mencapai target yang ditetapkan dengan efektif, efisien, dan mencapai kepuasan penggunaan. Adapun beberapa Kriteria usability menurut Nielsen (2012) dan Prihati (2011) yang mencakup ruang lingkup Human Computer Interaction dapat dijabarkan sebagai berikut:

a. *Learnability*

- Tingkat kemudahan sistem digunakan
- Kemudahan sistem dalam membantu pekerjaan pengguna
- Kemudahan bahasa yang digunakan dalam sistem
- Kemudahan menu dalam sistem
- Kemudahan navigasi system
- Pelabelan dalam sistem
- Ketersediaan panduan pengguna yang terintegrasi dalam sistem

b. *Efficiency*

- Kecepatan sistem untuk menyelesaikan tugas pengguna
- Kecepatan pengguna memperoleh hasil yang diharapkan dari sistem
- Penghematan energi secara fisik dan non fisik yang dirasakan pengguna dengan adanya system
- Penghematan dari sisi ekonomi
- Kompleksitas sistem

c. *Memorability*

- Kemudahan mengingat langkah langkah penggunaan sistem

- Kemudahan mengingat letak menu sistem
- Kemudahan mengingat arti dari setiap simbol yang ada dalam sistem

d. Errors

- Kesalahan yang terjadi dari dalam sistem
- Kesalahan yang bersumber dari pengguna
- Cepat atau tidaknya pengguna menemukan dan memperbaiki kesalahan yang dilakukan
- Tingkat kesalahan yang dilakukan pengguna
- Ketercapaian tujuan penggunaan sistem
- Seberapa besar bantuan yang diberikan sistem dalam menyelesaikan tugas
- Akurasi hasil /output sistem

e. Satisfaction

- Kesukaan pengguna dalam menggunakan sistem
- Kepuasan penyajian output sistem
- Ada atau tidaknya keinginan perubahan sistem berdasarkan perspektif pengguna
- Kepuasan terhadap user interface
- Kepuasan terhadap ketersediaan informasi dalam sistem
- Representasi kebutuhan pengguna dalam sistem
- Kepuasan terhadap layanan yang ada dalam sistem
- Ada atau tidaknya kebutuhan pengguna yang belum terakomodasi dalam sistem
- Kepuasan terhadap sistem dalam menyelesaikan pekerjaan
- Akurasi output sistem
- Ada atau tidaknya perbaikan yang perlu dalam sistem berdasarkan perspektif pengguna

BAB III

METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan pemaparan singkat mengenai metode yang akan digunakan dalam penelitian. Metode-metode tersebut dapat mencakup desain penelitian, subjek penelitian, pengembangan model konseptual, metode pengumpulan data serta alat analisis yang digunakan dalam penelitian. Dengan kata lain memuat penjelasan umum serta penjelasan rinci mengenai metodologi yang digunakan dalam penelitian untuk mencapai tujuan penelitian. Keseluruhan metode dapat digambarkan dalam bentuk diagram alir penelitian.

3.1 Rancangan Penelitian

Penelitian yang dilakukan merupakan penelitian dengan menggunakan pendekatan berupa analisis Market Basket analisis terhadap proses promosi Pengecer Makanan “Lestari Snack and Bakery”. Penggalan informasi dari Data promosi tersebut didapatkan dengan melakukan Data Mining pada Big Data yang dimiliki oleh Pengecer Makanan selama kurun waktu tertentu. Analisis MBA dilakukan bertujuan untuk mengidentifikasi pola kebiasaan konsumen pada pengecer makanan untuk meningkatkan kinerja sistem promosi saat ini yang telah dijalankan oleh pengecer yang mana diketahui memiliki banyak kekurangan dan menjadikan sistem informasi maupun promosi yang ada saat ini tidak efektif, sehingga akan diketahui informasi yang bermanfaat berupa prediksi selanjutnya yang cenderung akan diulang oleh konsumen pada pembelian selanjutnya. Dari masalah tersebut, dapat kita lihat kebutuhan apa saja yang perlu dimasukkan dalam sistem *Ergo-Bundling System*.

3.2 Objek Penelitian

Objek penelitian ini dilakukan pada bagian marketing pengecer makanan bernama “Lestari Snack and Bakery” di Kabupaten Pati, yang beralamat di Jl. Penjawi No.82, Randukuning, Pati Lor, Kec. Pati, Kabupaten Pati, Jawa Tengah (59111).

3.3 Studi Pustaka dan Studi Lapangan

Tujuan dari tinjauan literatur adalah untuk membantu penulis mempelajari penelitian serupa yang pernah dilakukan di masa lalu dan menggunakan karya ini sebagai referensi untuk menghasilkan penelitian yang lebih baik dari penelitian yang sudah ada. Selain itu, studi pustaka mencakup kajian teoritis, yaitu semua teori yang berkaitan dengan penelitian. Tinjauan literatur juga dilakukan untuk menjelaskan alasan dilakukannya penelitian. Dasar-dasar penelitian ini meliputi aplikasi ritel, analisis kebutuhan sistem, bundling, pengukuran kegunaan, desain sistem, desain database, dll. Selain itu, beberapa penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dibahas dalam studi literatur yang dilakukan. Hal ini dilakukan untuk menjamin bahwa penelitian yang dilakukan dapat dipertanggungjawabkan isi dan hasilnya serta penelitian tersebut tidak tergolong duplikat dari penelitian sebelumnya.

3.4 Pengambilan Data

Data yang dikumpulkan akan digunakan untuk membantu persiapan penelitian ini. Proses pengumpulan data ditunjang oleh pengetahuan tentang jenis dan metode yang digunakan. Beberapa data yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Primer (Langsung)

Data primer merupakan data yang diperoleh dari pengamatan secara langsung pada objek yang akan diteliti. Data primer dalam penelitian ini diperoleh dari survei lapangan atau observasi langsung dan wawancara narasumber (ekspert). Data primer yang dilakukan dalam penelitian ini melalui Observasi Langsung dan Wawancara antara lain :

- Observasi langsung, dilakukan dengan mengumpulkan data secara langsung melakukan pengamatan dari kinerja dan bisnis pada ritel makanan “Lestari snack and bakery” untuk menemukan informasi yang relevan dengan penelitian.
- Wawancara, ini dilakukan dengan cara tanya jawab atau bertatap muka langsung dengan sumber terpercaya untuk mendapatkan data dalam kasus ini adalah Owner dan pekerja ritel makanan “Lestari snack and bakery”.
- Kuesioner, data didapat dengan cara narasumber mengisi kuesioner terkait pertanyaan tertentu, kuesioner yang digunakan adalah

Kuesioner kebutuhan sistem, kuesioner analisis masalah, kuesioner eksperimen usability sistem baru.

Data primer yang diperoleh adalah sebagai berikut :

- a. Data Proses bisnis Lestari snack and bakery serta alur informasi dan penjualan
- b. Data Deskripsi Supplier, produk yang dipasarkan, masa simpan produk
- c. Data Keterangan Sistem Informasi untuk promosi yang sudah diterapkan pada Lestari snack and bakery.
- d. Data Kuesioner dan *Task* untuk mengetahui tingkat kegunaan aplikasi yang akan diterapkan pada ritel

2. Sekunder (Tidak langsung)

Data sekunder merupakan data yang diperoleh secara tidak langsung sebagai penunjang dalam penyusunan penelitian ini. Data sekunder dalam penelitian ini diperoleh dari berbagai sumber seperti buku, internet, jurnal dan artikel-artikel.

Data Sekunder yang dikumpulkan pada Penelitian ini antara lain :

- b. Data transaksi Lestari snack and Bakery
- c. Total Penjualan tiap produk lestari snack and bakery
- d. Modul pemrograman untuk implementasi Apriori rules
- e. Modul pemrograman untuk implementasi Market Basket Analysis

3.5 Perancangan Sistem

Setelah dilakukan pengumpulan data, maka pengolahan data dilakukan sesuai dengan tujuan penelitian sebelumnya, yaitu mengetahui penyebab kesulitan menganalisis kebiasaan konsumen untuk menerapkan strategi promosi bundling secara otomatisasi pada ritel makanan, agar mengurangi kerugian dan mengurangi risiko makanan dengan masa simpan singkat terjual dengan cepat. Perancangan sistem adalah tahapan pertama pada pengembangan sistem dimana sistem lama dianalisis dan sistem baru dirancang. Sebuah sistem baru dirancang untuk memecahkan masalah yang muncul.

Desain sistem menurut Whitten et al (2004) merupakan Teknik pemecahan masalah dengan cara menyusun kembali komponen-komponen ke dalam suatu sistem yang utuh, diharapkan sistem yang lebih baik. Dapat berupa aktifitas menambah,

menghapus, dan mengubah komponen yang telah ada. Desain sistem terdiri dari Desain Proses, Desain basis data (database), desain input dan desain output. Pada Penelitian ini digunakan *CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process of Data Mining)* sebagai metodologi perancangan sistem yang terdiri dari beberapa langkah perancangan antara lain:

Menurut IBM (2021) pada Industri terdapat sebuah Metodologi yang dipakai untuk merancang sistem berdasarkan data Mining yang biasa disebut dengan *CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process of Data Mining)*. Metode CRISP-DM memiliki 6 Tahap penting yang flexible dan dapat disusun dengan mudah seperti yang dijelaskan oleh Kusri (2009), tahap tersebut antara lain:

1. Business Understanding Phase

Pada tahap Business Understanding dilakukan Penentuan tujuan proyek dan kebutuhan secara detail dalam lingkup bisnis atau unit penelitian secara keseluruhan. Menerjemahkan tujuan dan batasan menjadi formula dari permasalahan data mining. Menyiapkan strategi awal untuk mencapai tujuan yang dapat juga disebut Analisis Sistem awal.

2. Data Understanding Phase

Tahapan Data Understanding disusun dengan cara Mengumpulkan data yang diperlukan, melakukan analisis yang lebih lanjut dan pencarian awal terhadap *Knowledge* atau *insight*. Pada Tahapan pemahaman dilakukan pengujian sebagian kecil dari data yang dipakai.

3. Data Preparation Phase

Data Preparation disebut juga Tahap Pengolahan Data Menyiapkan data awal yang siap siap dipakai untuk pemodelan, dapat melakukan perubahan variabel atau atribut data

4. Modelling Phase

Pemilihan teknik dan Pemodelan yang sesuai untuk permasalahan. Jika model belum sesuai maka dapat kembali ke tahap pengolahan data.

5. Evaluation

Menentukan apakah terdapat permasalahan dari perusahaan yang tidak terselesaikan oleh model. Mengambil Keputusan terkait hasil datamining untuk diterapkan kedalam perusahaan.

6. Deployment and Implementation

Mengaplikasikan model kedalam bentuk sistem web atau aplikasi atau perangkat lain yang sesuai kebutuhan perusahaan. Melakukan pembuatan laporan terkait dengan penggunaan model dalam sistem yang telah dibuat.

3.6 Sistem Rekomendasi

3.6.1 Pendekatan Kualitatif

Pendekatan secara kualitatif dilakukan menggunakan analisis deskriptif yang mana metode pengumpulan data dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui strategi bundling yang dapat diterapkan pada ritel Lestari snack and bakery. Berdasarkan hasil wawancara yang dilakukan dengan pemilik ritel lestari snack and bakery diketahui bahwa sebelumnya penjualan dilakukan secara unbundling, yang mana pembeli dapat memilih sendiri apa yang ingin dibeli secara terpisah maupun dibundling dalam bentuk snack box, kemudian perusahaan ingin melakukan bundling yang mana terdapat beberapa makanan yang ingin ditawarkan sebagai sebuah paket, dimana konsumen dapat memilih menu roti yang dapat dipaket (bundling) ataupun menu roti lain yang menjadi komponen dari menu paket tersebut (unbundling). Hal ini sesuai dengan data ritel yang mana dilihat dari hasil wawancara terdapat pada ([lampiran 1](#)) dan daftar produk ritel pada ([lampiran 2](#)).

Terdapat 3 jenis produk yang menjadi focus penjualan untuk mengurangi waste dan kerugian yaitu produk basah dengan masa kadaluarsa 1 hari, produk dengan masa kadaluarsa 3 hari, serta produk kurang laku atau kurang diminati. Terdapat 11 produk dengan masa kadaluarsa 1 hari yaitu Risoles, Sosis_solo, Kue_lumpur, Apem, Arem_arem, Lemper, Misoa, Krokot, EsCoklat_botol, EsKopi_botol, dan KunirAsem_botol. Sedangkan produk dengan masa kadaluarsa 3 hari memiliki jumlah 8 produk Bollen_pisang, Kroisan, Maffin, Brownies, dan Donat. Selain itu fokus untuk produk yang kurang laku terdapat pada produk dengan penjualan terendah yaitu RotiManis_Coklat, RotiManis_Keju, dan RotiManis_Selai.

3.6.2 Pendekatan Kuantitatif

Pendekatan secara kuantitatif atau terhitung dilakukan untuk menganalisis laba yang didapat ritel setelah diterapkan strategi bundling kemudian dilakukan perbandingan dengan keadaan sebelum diterapkan strategi bundling atau masih menggunakan strategi unbundling. Langkah analisis yang digunakan adalah sebagai berikut:

- a. Melakukan observasi untuk memastikan ritel belum menerapkan strategi *bundling*
- b. Membandingkan laba atas penjualan tiap produk yang ditawarkan ritel
- c. Membandingkan laba penjualan produk sebelum menerapkan strategi *bundling* dengan laba penjualan produk setelah menerapkan strategi *bundling*
- d. Menarik kesimpulan dan menentukan kelayakan strategi *bundling*

Strategi unbundling tidak mengurangi pengeluaran konsumen karena harga optimal produk tunggal tidak dapat lebih rendah dari biaya variabelnya. Dalam pure bundling, surplus konsumen dari satu produk dapat dialihkan ke produk lain, memungkinkan konsumen tetap membeli bundel meskipun harga reservasi (RP) untuk satu produk lebih rendah dari biaya variabelnya. Sebaliknya, dalam mixed bundling, jika harga bundel terlalu tinggi, konsumen cenderung memilih produk secara terpisah. Penelitian ini mengidentifikasi tiga faktor yang memengaruhi manfaat bundling harga, yaitu korelasi antara harga reservasi (RP), tingkat SMGP (Standard Mean Gross Profit) produk, dan komposisi SMGP produk. Sehingga Keuntungan penjualan *unbundling* dipakai sebagai titik acuan untuk membandingkan strategi bundling dengan strategi unbundling (Skiera, Olderog, [2000](#)).

Bundling hanya menguntungkan jika harga reservasi (RP) melebihi biaya variabel. Strategi pure bundling dianggap kurang efektif dibandingkan dua strategi lainnya karena peningkatan labanya relatif kecil. Oleh karena itu, strategi unbundling lebih disarankan. Dengan beralih dari unbundling ke mixed bundling, harga optimal produk tunggal dapat meningkat.

3.6.3 Model Harga Bundling

Langkah-Langkah Perhitungan Harga Pokok Penjualan:

1. Hitung Biaya Bahan Baku yang Digunakan:

$$\begin{aligned}
 & \text{Biaya Bahan Baku yang Digunakan} \\
 &= \text{Persediaan Awal Bahan Baku} + \text{Pembelian Bahan Baku} \\
 & - \text{Persediaan Akhir Bahan Baku}
 \end{aligned}$$

2. Hitung Total Biaya Produksi :

Total Biaya Produksi

$$= \text{Biaya Bahan Baku yang Digunakan} \\ + \text{Biaya Tenaga Kerja Langsung} + \text{Biaya Overhead Pabrik}$$

3. Hitung Harga Pokok Produksi :

Harga Pokok Produksi

$$= \text{Persediaan Awal Barang dalam Proses} \\ + \text{Total Biaya Produksi} \\ - \text{Persediaan Akhir Barang dalam Proses}$$

4. Hitung Harga Pokok Penjualan:

$$\text{HPP} = \text{Persediaan Awal Barang Jadi} + \text{Harga Pokok Produksi} \\ - \text{Persediaan Akhir Barang Jadi}$$

Dengan data di atas, Lestari Snack and Bakery dapat menghitung Harga Pokok Penjualan (HPP) untuk periode tersebut. Perhitungan ini membantu ritel dalam menilai kinerja finansialnya, menetapkan harga jual produk. Dengan mengetahui HPP, ritel dapat menentukan profit margin yang diinginkan untuk setiap produk. Misalnya, jika ingin menetapkan profit margin sebesar (%) Margin, maka harga jual dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Harga Jual} = \text{HPP} \times (1 + \text{Margin})$$

3.7 Pengukuran Tingkat Kegunaan Sistem (*Usability*)

3.7.1 *Performance Testing*

Menurut Neilsen (2007) Tingkat *usability* atau tingkat kegunaan suatu sistem mengindikasikan Tingkat Interaksi antara pengguna dengan sistem / Komputer perangkat yang diakses. Selain itu menurut Nielsen (1994) terdapat teknik untuk Pengukuran Tingkat Kegunaan sistem yaitu menggunakan Teknik *Performance Testing* dengan cara memberikan tugas kepada responden dengan tujuan untuk mengetahui seberapa baik peserta melakukan tugas yang telah diberikan tanpa bantuan atau interaksi dengan penguji.

Teknik pengumpulan data dengan *performance measurement* digunakan untuk memperoleh data kuantitatif. Teknik pengumpulan data ini dilakukan dengan cara menginstruksikan kepada responden untuk melakukan tugas-tugas yang terdapat pada lembar instruksi. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Jakob Nielsen, jumlah

minimal peserta untuk menemukan 95% permasalahan usability adalah sebanyak minimal 8 orang. Namun pada penilaian usability Ergo-Software Aplikasi Bundling Ritel Makanan bersifat baru dan sesuai dengan permasalahan yang terjadi di Lestari Snack and Bakery, sehingga tidak ada previous application sebagai perbandingan. Dengan adanya pertimbangan tersebut maka digunakan *non-probability sampling* berupa *Purposive sampling*.

Purposive sampling menurut Sekaran (2006) adalah metode pengambilan sampel yang terbatas pada populasi target tertentu atau pengambilan sampel terbatas pada individu yang dapat memberikan informasi yang diinginkan, sebagai contoh individu terpilih adalah satu-satunya yang memilikinya atau memenuhi kriteria yang ditentukan oleh peneliti. Menurut Kerlinger dan Lee (2000) ada dua tipe utama *purposive sampling*, yaitu pengambilan sampel berdasarkan pertimbangan tertentu (*judgment sampling*) serta pengambilan sampel kuota (*quota sampling*). *Judgment sampling* menurut Bryman (2016), adalah cara pengambilan sampel di mana peneliti memilih sampel berdasarkan pendapat mereka sendiri tentang siapa atau apa yang paling relevan atau penting untuk diteliti. Menurut Riyadi (2019) pengambilan sample *Judgment sampling* sejalan dengan permasalahan penelitian, *Judgment Sampling* sesuai dengan kebutuhan *Performance Testing*.

3.7.2 *System Usability Scale (SUS) Questionnaire*

Selain itu terdapat Uji Usabilitas dengan metode Kuesioner yang dikembangkan oleh John Brooke yaitu System Usability Scale (SUS). Kuesioner SUS pertama kali dikembangkan oleh John Brooke pada tahun 1986. Pada awalnya, kuesioner ini tidak dimaksudkan untuk menguji usability website, tetapi untuk peralatan elektronik di kantor. Namun, kemudian dikembangkan sehingga dapat digunakan untuk menguji usability aplikasi mobile, e-commerce, dan peralatan elektronik lainnya. Kuesioner SUS terdiri dari sepuluh pernyataan, terdiri dari lima pernyataan positif dan lima pernyataan negatif. Jawaban responden disusun berdasarkan skala Likert dari 1 hingga 5; dengan nilai 1 menunjukkan sangat tidak setuju, 2 menunjukkan tidak setuju, 3 menunjukkan neutral, 4 menunjukkan setuju, dan 5 menunjukkan sangat setuju.

Setiap pernyataan memiliki nilai bobot 0–4, dan skor akhir SUS akan berada di antara 0 dan 100. Skor akhir dihitung menggunakan peraturan berikut:

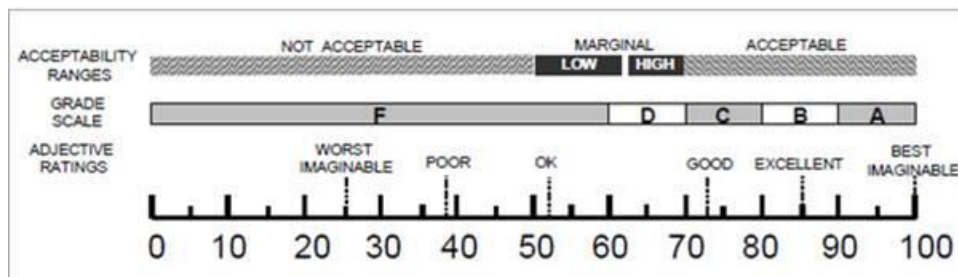
1. Skor pertanyaan bernomor ganjil (1,3,5,7) skor yang diberikan responden untuk setiap pertanyaan dikurangi dengan 1 dari skala jawaban responden.
2. Skor pertanyaan bernomor genap (2,4,6,8,10), dilakukan dengan nilai 5 dikurangi dengan nilai yang diberikan responden untuk setiap pertanyaan dari 5.
3. Skor akhir SUS didapatkan dari penjumlahan skor seluruh pertanyaan dikali dengan 2,5

Berikut adalah interpretasi skor SUS dari segi tingkat penerimaan atau disebut juga dengan acceptibility rate oleh Bangor dkk (2009):

Table 6. Interpretasi skor SUS

Skor	SUS Status
71 – 100	Acceptable
51 – 70,9	Marginal
0 – 50,9	Not Acceptable

Pada Penelitian ini dilakukan kombinasi dari Performance Testing oleh Jacob Neilson (1994) dan System Usability Scale (SUS) Questionnaire oleh John Brooke (1986), sehingga menghasilkan Uji Usabilitas dengan pengerjaan Task dan pengisian Kuesioner oleh responden. Untuk mendapatkan hasil yang valid dan dapat diandalkan, jumlah responden minimal antara 5 dan 8 orang, tergantung pada kompleksitas website yang akan diuji. Menurut Nilsen (2000b), jumlah penggunauji usabilitas dapat mempengaruhi identifikasi masalah kegunaan situs web. Satu pengguna memungkinkan untuk mengidentifikasi tentang 25 persen masalah kegunaan, Sehingga 4 pengguna dapat mengidentifikasi 100% masalah dalam *system*. Indikator pada Gambar 1 menjelaskan kategori dari hasil SUS menggunakan persentil.



Ga

mbar 1. SUS Score

3.8 Alat yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan alat bantu untuk melakukan pengolahan data yaitu sebagai berikut:

1. Microsoft Visio

Microsoft Visio digunakan untuk proses pengolahan *database*, flowchart, k-chart, conceptual model, dll.

2. Jupyter Notebook dan Visual Studio Code

Jupyter Notebook dan Visual Studio Code digunakan untuk Analisis data mulai dari cleaning, eliminasi, kecukupan data dan digunakan untuk pembuatan model Market Basket Analysis dan Association rules.

3. MongoDB

MongoDB adalah penyimpanan dan relasi database berbasis Cloud, yang mana platform ini akan digunakan sebagai media penyimpanan data yang telah di input kedalam aplikasi.

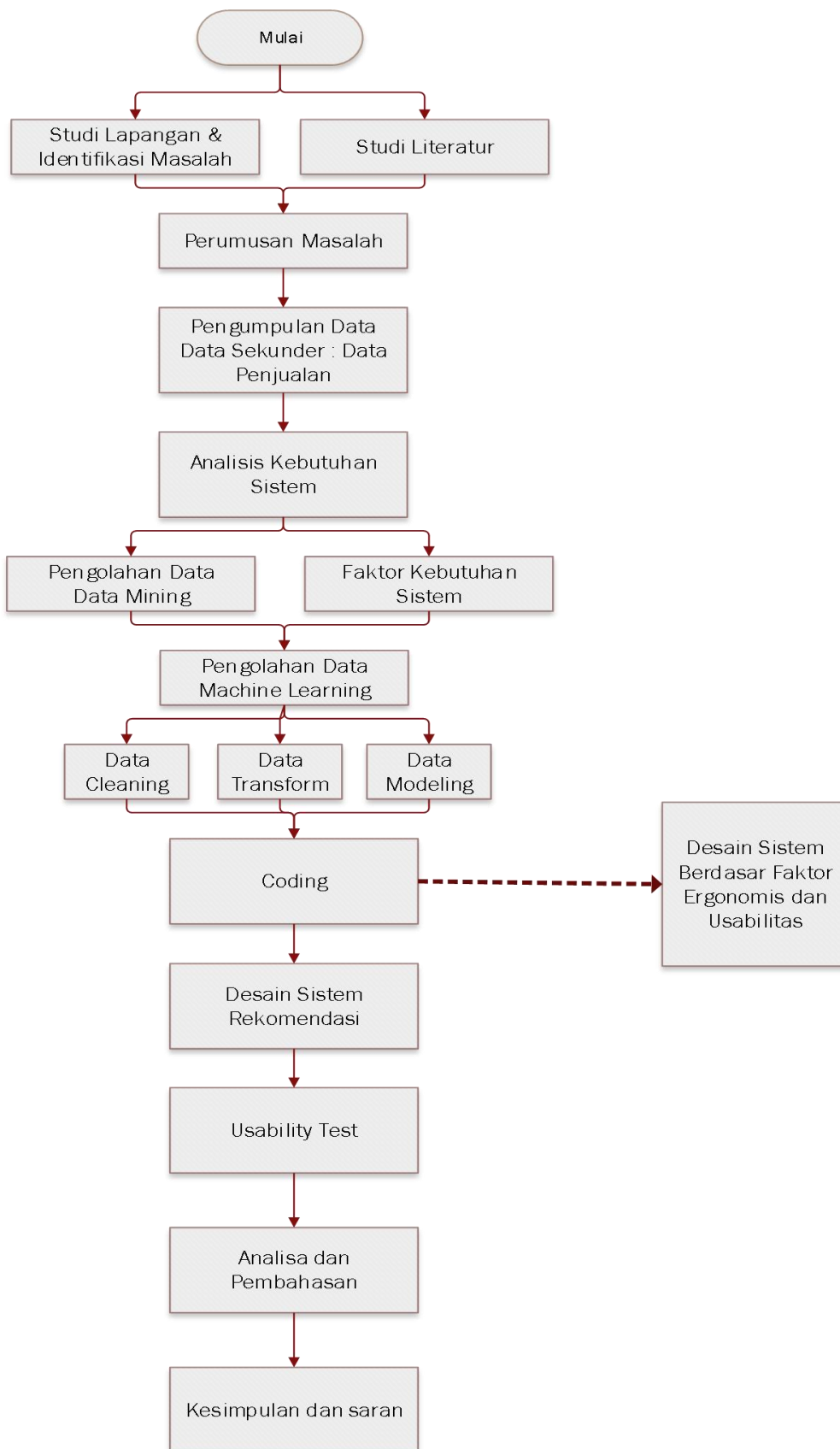
4. Figma

Perancangan Aplikasi pada bagian *Front-End* atau *User Interface* menggunakan Figma yaitu platform untuk membuat Desain ataupun flow yang akan digunakan dalam merancang desain antarmuka atau interface dari aplikasi Ergo-Bundling

5. MERN stack

Perancangan *server* untuk Aplikasi pada bagian Back-End dilakukan menggunakan kolaborasi antara MongoDB, Express.js, React dan Node.js (MERN)

3.9 Flowchart Penelitian



Gambar 1. *Flowchart* Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah mengidentifikasi dengan jelas masalah yang akan dipecahkan atau dieksplorasi untuk menghindari kemungkinan kebingungan dan menentukan studi kasus mana yang akan digunakan. Subjek yang dibahas terkait dengan pemasaran proses bisnis dan promosi produk Lestari Snack and Bakery Mina.

b. Perumusan Masalah dan Tujuan Penelitian

Setelah masalah teridentifikasi, perumusan masalah selanjutnya mengidentifikasi sifat sebenarnya dari masalah tersebut. Selain itu, tujuan yang harus dicapai penelitian ini juga diatur sedemikian rupa sehingga juga memberikan pedoman bagi penelitian ini, topik yang diangkat lebih terarah dan tidak ada penyimpangan dalam pelaksanaannya.

c. Studi Lapangan

Sebagai observasi awal, dilakukan studi lapangan di perusahaan tempat studi kasus tersebut dilakukan. Pengamatan ini akan membantu para peneliti untuk mendapatkan gambaran tentang sistem yang diteliti dan untuk memahami masalah yang telah dirumuskan sebelumnya dan implementasinya di lapangan.

d. Studi Pustaka

Tinjauan literatur ini dilakukan untuk memperoleh dan lebih memahami teori-teori pemecahan masalah. Selain itu, penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan direview untuk memastikan bahwa apa yang saat ini sedang diteliti belum pernah dilakukan atau merupakan pengembangan dari penelitian-penelitian sebelumnya.

e. Tahap Pengumpulan Data

Informasi ini dikumpulkan dan diproses sesuai dengan tujuan penelitian yang ditetapkan untuk perolehan bahan penelitian. Informasi yang dibutuhkan untuk penelitian ini diperoleh dari dokumen perusahaan, observasi dan wawancara dengan karyawan perusahaan. Pengumpulan data berlangsung di dalam perusahaan sesuai dengan batasan yang telah ditentukan, antara lain data: Lestari Snack and Bakery, Kisah Lestari Snack and Bakery Proses Bisnis Penjualan.

f. Pengolahan Data

Data diolah dengan asumsi tertentu berdasarkan literatur yang digunakan. Data diproses dengan Jupyter dalam bahasa pemrograman untuk preprocessing data.

Pemrosesan data penjualan kemudian dianalisis menggunakan analisis keranjang pasar tradisional dan aturan asosiasi, serta algoritma Apriori Jupyter.

g. Desain sistem informasi

Desain Sistem dilakukan dengan menganalisis kebutuhan Lestari Snack and Bakery dibantu dengan analisis sistem informasi berupa DFD dan ERD. Desain sistem ditambahkan Interface dari Aplikasi yang kemungkinan dapat dibuat dari hasil analisis sistem disertai dengan Analisis Human Computer Interaction untuk memberikan tingkat usability dan kenyamanan pengguna.

h. Implementasi sistem informasi

Desain awal diterapkan di Lestari Snack and Bakery dengan memasukkan data perminggu pembelian konsumen, kemudian aplikasi akan memberikan prediksi untuk rekomendasi produk bundling untuk ditawarkan pada konsumen dan diproduksi sebagai estimasi pada tim produksi. Pengumpulan data simulasi Kemudian dianalisis menggunakan Human Computer Interaction dengan cara membagikan kuesioner kepada user yang menggunakan aplikasi tersebut. Hasil dari kuesioner tersebut adalah tingkat usability dan kenyamanan aplikasi ketika digunakan dan dalam memberikan value bagi perusahaan.

i. Analisa dan Pembahasan

Dari hasil pengolahan data dapat diinterpretasikan sedemikian rupa sehingga maknanya lebih mudah dipahami dan dilakukan analisis yang lebih mendalam.

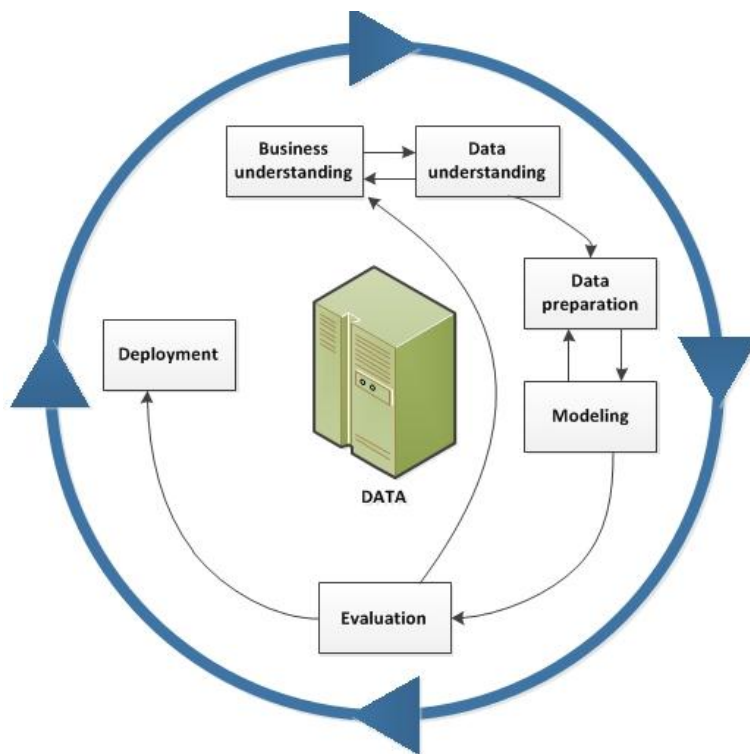
j. Kesimpulan dan Saran

Setelah mengolah, menafsirkan, dan menganalisis semua data, ditarik kesimpulan yang merupakan ringkasan definitif dari hasil yang dapat memenuhi tujuan penelitian. Selain itu, saran diberikan baik untuk perusahaan maupun untuk penelitian selanjutnya berupa perbaikan atau pengembangan lebih lanjut penelitian yang melengkapi penelitian sebelumnya.

BAB IV

PENGOLAHAN DATA DAN HASIL PENELITIAN

Data pada Lestari *Snack and Bakery* digunakan untuk pengumpulan dan pengolahan data. Metode *CRISP-DM* menjadi acuan subbab yang akan dibahas pada bab Analisis dan Perancangan sistem. Menurut Kusriani (2009) terdapat 6 fase dalam Perancangan Sistem atau biasa disebut *Cross-Industry Standard Proses for Data Mining (CRISP-DM)* dikembangkan tahun 1996 yaitu antara lain Fase Pemahaman Bisnis (*Business Understanding Phase*), Fase pemahaman data (*Data Understanding Phase*), Fase pengolahan data (*Data Preparation Phase*), Fase Pemodelan (*Modelling Phase*), *Evaluation* dan *Deployment* yang dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 2. Tahapan pada *Cross-Industry Standard Proses for Data Mining (CRISP-DM)*, sumber: IBM (2021)

4.1 Perancangan Sistem

Pengambilan Data yang dilakukan dalam Penelitian ini seperti yang telah dijelaskan pada Bab III Metodologi Penelitian diketahui bahwa jenis dan sumber data yang diperlukan adalah berupa Data Sekunder dan data Primer. Data Sekunder merupakan

data yang didapatkan melalui studi pustaka, history penjualan, katalog dan literatur. Sedangkan Data Primer yang digunakan adalah wawancara dan survey dengan pemilik Lestari Snack and Bakery, Kuesioner terkait permasalahan Ritel. Penelitian ini berfokus pada perbaikan sistem informasi promosi pada Pengecer Makanan Lestari Snack and Bakery.

4.1.1 Gambaran Umum Perusahaan

Objek penelitian ini dilakukan pada Devisi Perencanaan Pengecer Makanan bernama “Lestari *Snack and Bakery*” di Kabupaten Pati, yang beralamat di Jl. Penjawi No.82, Randukuning, Pati Lor, Kec. Pati, Kabupaten Pati, Jawa Tengah (59111). Usaha Pengecer Makanan *Lestari Snack and Bakery* mulai berdiri pada Tahun 1989, usaha dimulai dengan menjualkan produk dari kerabat yang ada di desa Pakis, Tayu, Kabupaten Pati. Produk pertama yang dipasarkan adalah Emping jagung atau *Corn flakes*. Strategi pemasaran saat itu yang dilakukan adalah dengan cara memasarkan produk emping ke toko dan warung sekitar. Dengan meningkatnya permintaan, kemudian dibuat identitas pemasaran dengan nama Lestari dan memiliki toko sendiri untuk menjual produk dari kerabat. Pada saat itu kondisi pasar masih dikuasai oleh dua pelaku usaha dengan ide yang sama. Pada saat 10 tahun beroperasi Lestari mengembangkan produk yang dipasarkan dengan beberapa produk khas pati dan camilan. Pada tahun 1992 mulai membeli armada angkut dan mendapat ijin edar produk yang dipasarkan. Area pemasaran diperluas menjadi seluruh kawasan karisidenan pati yang sebelumnya di sekitar Tayu. Pada pertengahan tahun 2005 mulai mengubah produk yang dipasarkan yang awalnya snack tradisional dari kerabat yang saat itu sudah bernama Lestari Catering menjadi memasarkan produk roti / bakery.

Jumlah karyawan saat adalah sebanyak 20 orang dengan pembagian tugas 5 orang bertugas mengawasi kinerja pada supplier dan yang lainnya ditempatkan di toko pusat. Untuk pemasaran Lestari snack and bakery menggunakan pendekatan ke pelanggan menggunakan voucher diskon dan penjualan secara online melalui whatsapp business. Produk yang dipasarkan oleh Lestari snack and bakery dibedakan menjadi 2 kategori yaitu produk basah dan produk kering dari dua merek dagang yang diproduksi secara masal di Kabupaten Pati yaitu dijelaskan pada tabel dibawah ini:

Tabel 7. Daftar Nama Supplier Lestari Snack and Bakery

No.	Merek Dagang	Kue Basah (Expired 1 hari)	Kue Kering (Expired 3-5 hari)	Minuman (Expired 1 hari)
1.	Willtop Bakery		Kue Kering Bollen pisang Kroisan Roti Tawar Maffin Brownies Roti Manis Coklat Roti Manis Keju Roti Manis Selai Donat	Es Coklat botol Es Kopi botol
2.	Produk Catering Lestari	Risoles Sosis solo Kue lumpur Apem Arem-arem Lemper Misoa Kroket	Camilan khas pati	Kunir Asem botol

Lestari Snack and Bakery memiliki beberapa produk dengan waktu ketahanan singkat yang mana masuk dalam kategori Produk basah. Produk yang masuk dalam kategori ini adalah produk makanan dan minuman yang memiliki masa simpan dan masa konsumsi kurang dari satu hari. Dari data daftar produk supplier yang diecer kembali oleh *Lestari Snack and Bakery* didapatkan 8 produk makanan dan 3 produk minuman

yang termasuk dalam kategori Produk Basah. Risiko yang dihadapi ketika memasarkan Produk Basah adalah durasi waktu pemasaran.

4.1.2 Data Transaksi Penjualan

Pencatatan Transaksi yang diterapkan pada Lestari snack and bakery dilakukan setelah toko tutup. Pada pagi harinya akan dilakukan pembelian ulang atau repurchase sesuai dengan rencana pembelian yang sudah dibuat selama satu minggu. Rencana repurchase dilakukan dengan melakukan perhitungan rata-rata pembelian selama seminggu dan menjadikan hasil rata-rata sebagai nilai minimum permintaan produk kepada supplier. Perhitungan hasil penjualan dilakukan secara manual menggunakan microsoft excel.

Tabel 8. Contoh Data Hasil Penjualan Lestari snack and Bakery Tanggal 21-08-2023

No	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8
1	Kue_lu mpur	Lemper						
2	Sosis_so lo	Apem	RotiMa nis_Sela i	Maffin	RotiMa nis_Kej u			
3	Bollen_ pisang	Kue_Ker ing						
4	Sosis_so lo	Bollen_p isang						
5	Kue_lu mpur	Kroket	RotiMa nis_Kej u					
6	Kue_Ke ring	EsKopi_ botol	Roti_Ta war	Camilan_ khas_pati	Kue_lu mpur	Arem_a rem		
7	EsKopi_ botol	Kroisan	Kroisan	Camilan_ khas_pati				

Tabel 9. Data hasil penjualan perhitungan untuk pembelian ulang produk kepada supplier

Item	Penjualan
------	-----------

	21-08- 2023	22-08- 2023	23-08- 2023	24-08- 2023	25-08- 2023	26-08- 2023	27-08- 2023	Rata- rata
Kue_Kerिंग	9	10	2	10	8	19	19	11
Bollen_pising	28	57	36	54	32	64	33	43
Kroisan	14	18	7	12	15	31	14	16
Roti_Tawar	9	13	11	16	15	31	15	16
Maffin	25	42	26	38	38	71	38	40
Brownies	15	22	13	27	15	36	14	20
RotiManis_Coklat	2	5	5	6	8	15	6	7
RotiManis_Keju	13	27	9	29	17	39	19	22
RotiManis_Selai	6	12	4	9	10	5	9	8
Donat	15	38	24	32	34	80	37	37
Risoles	16	35	14	31	24	47	21	27
Sosis_solo	10	28	21	25	32	38	21	25
Kue_lumpur	14	29	18	30	24	51	18	26
Apem	11	23	10	27	11	28	14	18
Arem_arem	21	21	26	42	40	85	49	41
Lemper	8	20	17	22	9	25	18	17
Misoa	8	8	6	12	4	18	10	9
Kroket	20	44	23	46	40	74	74	46
Camilan_khas_pati	17	44	17	35	29	56	25	32

EsCoklat_botol	21	62	33	56	21	95	33	46
EsKopi_botol	14	27	16	24	18	32	23	22
KunirAsem_botol	7	8	18	11	11	23	13	13

4.1.3 Data Selection

Data hasil seleksi akan digunakan untuk proses data mining, data tersebut dimasukkan kedalam database agar dapat terbaca dalam proses data mining. File yang diunggah untuk dilakukan analisis Market Basket dan mendapatkan apriori rules adalah file penjualan pada bulan Agustus 2023-Oktober 2023. Hasil dari data selection akan menampilkan data transaksi seperti pada Tabel 4.4 dengan menampilkan keseluruhan data beserta kolom yang mengandung error maupun item yang tidak dibutuhkan.

```
#1 Read File
!pip install -U -q PyDrive2
from pydrive2.auth import GoogleAuth
from pydrive2.drive import GoogleDrive
from google.colab import auth
from oauth2client.client import GoogleCredentials
auth.authenticate_user()
gauth = GoogleAuth()
gauth.credentials =
GoogleCredentials.get_application_default()
drive = GoogleDrive(gauth)
#2 Get the file
downloaded =
drive.CreateFile({'id': '1KiKK9X_t8nNIfUsMck366Dp8
_a9d7-WU'}) # replace the id with id of file you
want to access
downloaded.GetContentFile('penjualan_210802023.csv')
#3 Read file as panda dataframe
import pandas as pd
data = pd.read_csv('penjualan_210802023.csv')
#data.head()
```

Equation viii. Code to read data

Tabel 4.4 Data Transaksi Lestari Snack and Bakery

No.	Items1	Items2	Items3	
0	1	Maffin	Kroket	Sosis_solo
1	2	Maffin	Apem	Risoles
2	3	Risoles	Roti_Tawar	RotiManis_Keju
3	4	Risoles	EsCoklat_botol	NaN

4	5	Camilan_khas_pati	Sosis_solo	NaN
5	6	Risoles	Bollen_pisang	NaN
6	7	Maffin	Apem	Kue_lumpur
7	8	Misoa	Bollen_pisang	NaN
8	9	Misoa	Bollen_pisang	NaN
9	10	Arem_arem	KunirAsem_botol	Camilan_khas_pati
10	11	Kroisan	Bollen_pisang	NaN
11	12	Maffin	Roti_Tawar	NaN
12	13	Kroket	EsKopi_botol	Roti_Tawar
13	14	Risoles	Bollen_pisang	NaN
14	15	Bollen_pisang	Kue_Kering	NaN
15	16	Kroisan	Kroket	Risoles
16	17	Kroket	Brownies	EsKopi_botol
17	18	Lemper	Bollen_pisang	NaN
18	19	Kue_lumpur	Kroisan	NaN
19	20	Brownies	Bollen_pisang	NaN
20	21	Brownies	Bollen_pisang	NaN
21	22	Maffin	Apem	EsCoklat_botol
22	23	Camilan_khas_pati	RotiManis_Keju	Arem_arem
23	24	Kroket	RotiManis_Coklat	NaN
24	25	Kroket	Bollen_pisang	NaN
25	26	Bollen_pisang	Kue_Kering	RotiManis_Keju
26	27	Maffin	Apem	NaN

4.1.4 Pre-processing / Cleaning dan Transformation Coding

Proses cleaning mencakup antara lain membuang duplikasi data, memeriksa data yang inkonsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data, seperti kesalahan cetak. Juga dilakukan proses enrichment, yaitu proses “memperkaya” data yang sudah ada dengan data atau informasi lain yang relevan dan diperlukan untuk *Knowledge Discovery in*

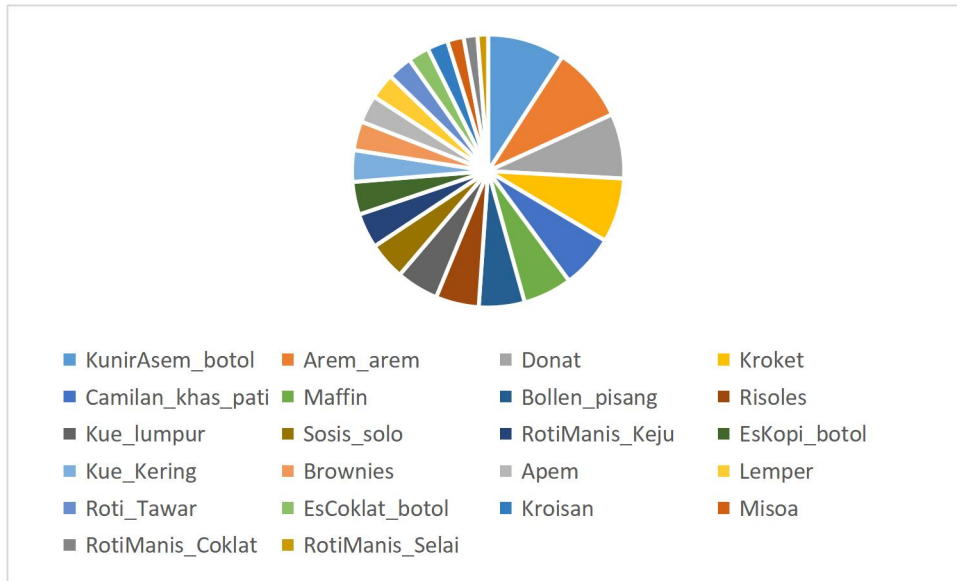
Database (KDD), seperti data atau informasi eksternal lainnya yang diperlukan. Pada tahap cleaning dilakukan pengurutan data untuk mengetahui total Item yang terjual dari yang besar ke kecil. Melakukan eliminasi terhadap item Kardus pada Transaksi. Pada saat membaca data, kardus atau box juga terbaca oleh sistem sebagai barang yang dibeli konsumen, sehingga harus dilakukan eliminasi atau mengeluarkan item 'kardus' dari data transaksi. Sebab kardus adalah item yang tidak diperlukan dalam analisis.

```
# Membaca file sebagai panda dataframe
data = pd.read_csv('penjualan_210802023.csv')
# Menghapus baris yang mengandung "kardus"
data = data[data['nama_item'] != 'kardus']
# Menyimpan dataframe yang telah diperbarui ke file CSV
data.to_csv('penjualan_210802023.csv',
index=False)
print("Item 'kardus' telah dihapus dari file CSV.")
```

Equation ix.
Menghapus Item
Kardus

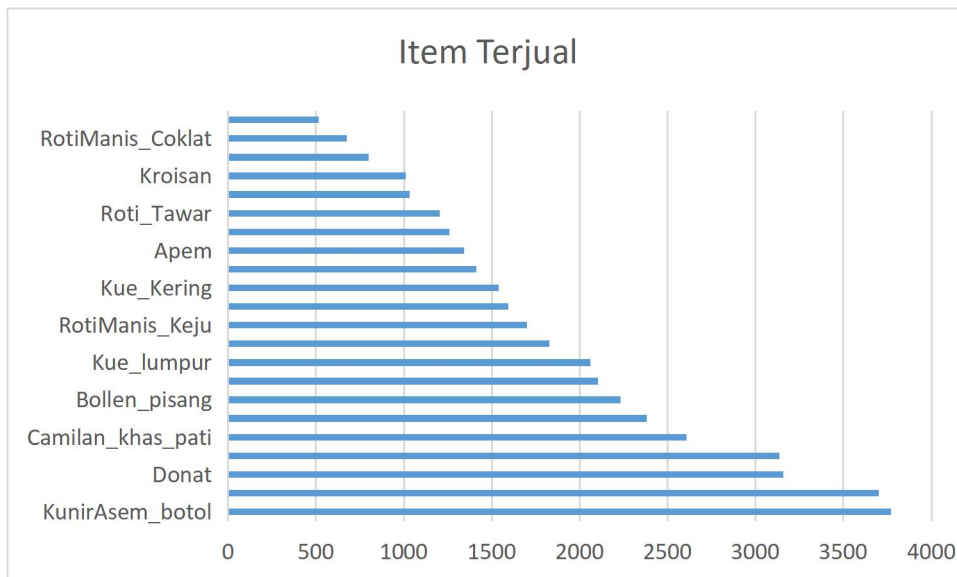
```
with pd.option_context('display.max_row', None,
'display.max_columns', None):
    print(data)
from matplotlib import pyplot as plt
#plotting the table
import seaborn as sns
items_columns = ['Items1', 'Items2', 'Items3',
'Items4', 'Items5', 'Items6', 'Items7', 'Items8',
'Items9', 'Items10']
grouped_data =
data[items_columns].melt(value_vars=items_columns
,
value_name='Items').dropna()['Items'].value_count
s().sort_values()
# Plotting the pie chart
plt.Gambar(figsize=(8, 8)) # Set the size of the
pie chart
plt.pie(grouped_data, labels=grouped_data.index,
autopct='%1.1f%%', startangle=140)
# Equal aspect ratio ensures that pie is drawn as
a circle.
plt.axis('equal')
plt.title('Item Terjual')
plt.show()
```

Equation x. Menampilkan
Jumlah Item



Grafik 2. Grafik Pie Hasil Jumlah Item

Dari Hasil pre-processing data untuk memperlihatkan sebaran Item dalam data transaksi memperlihatkan bahwa adanya item yang mendominasi transaksi, sehingga perlu analisis lanjutan untuk mendapatkan keterikatan dari tiap item sehingga didapat pembelian produk yang merata sebagai tujuan perusahaan mengurangi waste berupa item kadaluarsa dan kelebihan produk sisa.



Grafik 3. Grafik Batang Hasil Jumlah Item

Grafik Batang menunjukkan hasil bahwa item terbanyak yang dibeli adalah Kunir Asem Botol dengan item terjual sebanyak 3771 atau 38% dari keseluruhan transaksi,

kemudian Item Arem_arem dengan 3699 atau sebesar 38% dari keseluruhan transaksi, Item Donat berjumlah 3157 dengan perentase 32% dari keseluruhan transaksi dan Item Krokot sebanyak 3134 dari total transaksi sebanyak 32%.

4.2 Data Preparation

4.2.1 Market Basket Analysis

Pengolahan data dilakukan dengan metode Data mining, yaitu proses mencari pola atau informasi unik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik tertentu. Teknik-teknik atau algoritma dalam data mining sangat bervariasi. Penelitian untuk merancang Paket Bundling yang sesuai untuk pengecer makanan atau Ergo-Bundling menggunakan Algoritma Apriori dengan tujuan untuk mendapatkan keterikatan data dari data transaksi untuk kemudian diketahui kebiasaan konsumen dalam membeli produk menggunakan Teknik *market basket*.

Menurut Han & Kamber (2006) Algoritma Apriori menggunakan pendekatan iteratif di mana k-itemset digunakan untuk menentukan (k+1)-itemset. Jika suatu itemset tidak sering muncul (infrequent), maka semua supersetnya juga tidak akan sering muncul. Langkah pertama dalam algoritma Apriori adalah melakukan pemindaian data untuk menemukan dukungan (support) untuk setiap 1-itemset yang mana pada kasus ini adalah 30%. Hanya item yang memenuhi nilai dukungan minimum yang akan dianalisis lebih lanjut. Item yang memenuhi dukungan minimum ini dilambangkan dengan L1. L1 kemudian digunakan untuk menemukan L2, L2 digunakan untuk menemukan L3, dan seterusnya hingga tidak ada lagi k-itemset yang bisa dibentuk. Untuk menemukan Lk, diperlukan satu kali pemindaian penuh dari database. Tabel 11 menjelaskan perhitungan support untuk 1-itemset yang memenuhi L1 untuk menemukan L2:

Table 10. Perhitungan Support Count 1-Itemset

No.	Item	Item	Support
1	KunirAsem_botol	3771	38%
2	Arem_arem	3699	38%
3	Donat	3157	32%
5	Krokot	3134	32%
6	Camilan_khas_pati	2607	27%
7	Maffin	2380	24%
4	Bollen_pisang	2232	23%
8	Risoles	2105	21%

9	Kue_lumpur	2062	21%
10	Sosis_solo	1827	19%
11	RotiManis_Keju	1698	17%
12	EsKopi_botol	1594	16%
13	Kue_Kering	1538	16%
14	Brownies	1413	14%
15	Apem	1343	14%
16	Lemper	1258	13%
17	Roti_Tawar	1205	12%
18	EsCoklat_botol	1031	10%
19	Kroisan	1011	10%
20	Misoa	799	8%
21	RotiManis_Coklat	675	7%
22	RotiManis_Selai	515	5%

Dari Tabel 11 diketahui bahwa item yang memenuhi support count dengan minimal Support 30% adalah KunirAsem_botol, Arem_arem, Donat dan Krokot. Tahap selanjutnya yaitu membangkitkan kandidat untuk 2-itemset (L2) dengan perhitungan dijelaskan pada table 12.

Table 11. Perhitungan 2-itemset support

No	Item1	Item2	Count	Support
1	Kunir Asem	Arem-Arem	101	1%
2	Kunir Asem	Donat	122	1%
3	Kunir Asem	Krokot	255	3%
4	Arem-Arem	Donat	246	3%
5	Arem-Arem	Krokot	360	4%
6	Donat	Krokot	78	1%

Dari Perhitungan support diketahui seluruh itemset masih memenuhi syarat frequent untuk dilanjutkan pembangkitan kandidat L3. Pembangkitan L3 dijelaskan dengan Tabel 13 dengan hasil:

Table 12. Perhitungan 3-itemset support

No	Item1	Item2	Item3	Count	Support
1	Kunir Asem	Arem-Arem	Donat	763	8%
2	Kunir Asem	Donat	Krokot	22	0%
3	Arem-Arem	Krokot	Donat	6	0%
4	Kunir Asem	Krokot	Arem-	75	1%

Dari hasil perhitungan 3-itemset diketahui hanya itemset 1 dan 4 yang mempunyai nilai support. Sehingga itemset yang dapat dibangkitkan untuk membangkitkan 4-itemset (L4) adalah itemset1= {Kunir Asem, Arem-Arem, Donat} dan itemset4= {Kunir Asem, Arem-arem, Krokot}. Setelah dilakukan perhitungan untuk membangkitkan L4 ternyata itemset tidak frequent / infrequent sehingga L4 tidak dapat digunakan. Dari hasil L3 dapat dilakukan perhitungan confidence dengan hasil akhir kombinasi 3-itemset yang frequent adalah sebagai berikut:

Table 13. Hasil Algoritma Apriori

Ergo-Bundling	Item 1	Item 2	Item 3	Conf
Bundle 5	Maffin	Donat	Arem_arem	0.45
Bundle 4	Arem_arem	KunirAsem_botol	Lemper	0.45
Bundle 2	Arem_arem	Maffin	Apem	0.44
Bundle 3	Misoa	Donat	Apem	0.44
Bundle 1	Donat	KunirAsem_botol	Arem_arem	0.50

Tabel 14 menunjukkan hasil Rekomendasi dari perhitungan seluruh data, dengan hasil 5 rules berupa 3-itemset terdiri dari Item 1, Item 2 dan Item 3 dengan minimal nilai Confidence 40%.

Dari perhitungan *association rules* didapatkan hasil bahwa rules yang terjadi dengan support level 1-itemset 30% memiliki jumlah rules yang cukup untuk dapat digunakan sebagai rekomendasi dikarenakan memiliki level confidence diatas 40%. Support Value dalam hasil perhitungan memiliki arti bahwa Item1 dan Item 2 dibeli bersamaan dengan Item 3 dengan tingkat presentase 30% keseluruhan transaksi, sedangkan nilai confidence mengartikan bahwa Tingkat kepercayaan konsumen membeli Item1, Item2 bersamaan dengan Item3 adalah sebesar 40%. Untuk dapat membangkitkan Data Mining pada sistem Informasi dan menghasilkan rules yang sesuai dengan perhitungan Algoritma Apriori dari data penjualan ritel dapat menggunakan *syntax* dibawah ini:

```

for (const item in itemSets) {
const support = itemSets[item] / totalTransactions;
if (support >= minSupport) {
supportCounts[item] = support;
}
}

const associationRules = [];

for (const itemSet in itemSets) {
const [item1, item2] = itemSet.split(',');
if (item1 && item2 && supportCounts[item1] && supportCounts[item2]) {
const combinedSupport = itemSets[item1 + ',' + item2] / totalTransactions;
const confidence = combinedSupport / supportCounts[item1];
if (confidence >= minConfidence) {
associationRules.push({
lhs: [item1], [item2],
rhs: [item3],
confidence: confidence,
});

const minSupport = 0.3; // Set your minimum support here

const minConfidence = 0.4; // Set your minimum confidence here

const associationRules = await performAssociationRuleMining(filePath, minSupport,
minConfidence);

console.log('Association Rules:', associationRules);

```

Pada baris terakhir terdapat command `const minSupport = 0.3` dan `const minConfidence = 0.4` yang dapat diubah sesuai kebutuhan perusahaan. Hasil Association Rule didapat melalui mekanisme penghitungan support dan confidence dari suatu hubungan item. Sebuah rule asosiasi dikatakan interesting atau kuat jika nilai support adalah lebih besar dari minimum support dan juga nilai confidence adalah lebih besar dari minimum confidence hal ini didukung oleh Nurcahyo (2013). Hasil Association rules dari model untuk 2 item dijabarkan pada *syntax* dibawah ini :

Windows PowerShell

```
Copyright (C) Microsoft Corporation. All rights reserved.
Install the latest PowerShell for new features and improvements! https://aka.ms/PSWindows
PS C:\Users\Bulan> cd desktop
PS C:\Users\Bulan\desktop> cd localhost
PS C:\Users\Bulan\desktop\localhost> cd localhost_folder
PS C:\Users\Bulan\desktop\localhost\localhost_folder> cd Main_folder
PS C:\Users\Bulan\desktop\localhost\localhost_folder\Main_folder> cd backend
PS C:\Users\Bulan\desktop\localhost\localhost_folder\Main_folder\backend> ^C
PS C:\Users\Bulan\desktop\localhost\localhost_folder\Main_folder\backend> npm start

> backend@1.0.0 start
> node index.js

server starts.....
connection build...
DataBundle Request Received
File Path: uploads\data MBA.csv
File Path: C:\Users\Bulan\Desktop\localhost\localhost_folder\Main_folder\backend\uploads\data
MBA.csv
Association Rules:

]
DataBundle Request Received
File Path: uploads\data MBA.csv
File Path: C:\Users\Bulan\Desktop\localhost\localhost_folder\Main_folder\backend\uploads\data
MBA.csv
Association Rules: [
{
  lhs: [ 'Bollen_pisang' ],
  rhs: [ 'Kue_Kering' ],
  confidence: 0.3077956989247312
},
{
  lhs: [ 'Kroket' ],
  rhs: [ 'EsCoklat_botol' ],
  confidence: 0.3174856413529036
},
{
  lhs: [ 'Brownies' ],
  rhs: [ 'Donat' ],
  confidence: 0.3814578910120312
},
{
  lhs: [ 'Roti_Tawar' ],
  rhs: [ 'Donat' ],
  confidence: 0.31701244813278007
},
{
  lhs: [ 'Kue_Kering' ],
  rhs: [ 'Arem_arem' ],
  confidence: 0.35370611183355005
},
{
  lhs: [ 'EsCoklat_botol' ],
```

```
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.3675417661097852
},
{
lhs: [ 'EsCoklat_botol' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.3680721294086449
},
{
lhs: [ 'RotiManis_Keju' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.35335689045936397
},
{
lhs: [ 'RotiManis_Keju' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.39104829210836284
},
{
lhs: [ 'Arem_arem' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.43309002433090027
},
{
lhs: [ 'Kroisan' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.3491592482690406
},
{
lhs: [ 'Roti_Tawar' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.34771784232365144
},
{
lhs: [ 'Apem' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.39836187639612813
},
{
lhs: [ 'Sosis_solo' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.39463601532567044
},
{
lhs: [ 'Sosis_solo' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.33880678708264916
},
{
lhs: [ 'Maffin' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.4512605042016806
},
{
lhs: [ 'Maffin' ],
```

```

rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.4415966386554621
},
{
lhs: [ 'EsKopi_botol' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.3971141781681305
},
{
lhs: [ 'EsKopi_botol' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.3456712672521957
},
{
lhs: [ 'Kue_lumpur' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.31425800193986425
},
{
lhs: [ 'Brownies' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.3029016277423921
},
{
lhs: [ 'Risoles' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.32066508313539194
},
{
lhs: [ 'Risoles' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.30831353919239907
},
{
lhs: [ 'Kroisan' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.39268051434223544
},
{
lhs: [ 'KunirAsem_botol' ],
rhs: [ 'Arem_arem' ],
confidence: 0.44907856450048494
},
{
lhs: [ 'KunirAsem_botol' ],
rhs: [ 'Donat' ],
confidence: 0.49563530552861307
}
]

```

Keterangan:

LHS: *Left Hand Side* pada bagian ini merupakan Item yang menjadi Premis utama

RHS: *Right hand Side* pada bagian ini merupakan Item yang menjadi Conclusion atau kesimpulan dari pembelian Item LHS

Hasil dari Data Mining ditampilkan atau divisualisasikan dalam bentuk tabel untuk mempermudah pembacaan. Tabel Hasil terdiri dari No Transaksi, Item1, Item 2 dan Item 3 yang merupakan Premis dan *Conclusion* dari *Association Rules* dari Sistem *Ergo-Bundling*. Pada Hasil Ergo-Bundling juga terdapat Tabel Harga yang merupakan Total Harga yang harus dibayar konsumen jika memilih Paket tersebut. Syntax Data Mining untuk Ergo-Bundling adalah sebagai berikut:

```
{"dataBundle":[{"id":"65d2ce7d4b8e158fd80d33d9","lhs":["KunirAsem botol"],"rhs":["Donat"]  
"wet_cake":"Arem_arem","confidence":0.49563530552861307,"price":10500,"processID":"id_17  
08314236868_hcw15vljb","v":0},{id":"65d2ce7d4b8e158fd80d33dc","lhs":["Misoa"],"rhs":["  
Donat"],"wet_cake":"Apem","confidence":0.444305381727159,"price":8000,"processID":"id_17  
08314236868_hcw15vljb","v":0},{id":"65d2ce7d4b8e158fd80d33dd","lhs":["Maffin"],"rhs":["  
Arem_arem"],"wet_cake":"Apem","confidence":0.4415966386554621,"price":8500,"processID":  
"id_1708314236868_hcw15vljb","v":0},{id":"65d2ce7d4b8e158fd80d33db","lhs":["KunirAs  
em_botol"],"rhs":["Arem_arem"],"wet_cake":"Lemper","confidence":0.44907856450048494,"pri  
ce":10000,"processID":"id_1708314236868_hcw15vljb","v":0},{id":"65d2ce7d4b8e158fd80  
d33da","lhs":["Maffin"],"rhs":["Donat"],"wet_cake":"Arem_arem","confidence":0.451260504201  
6806,"price":9000,"processID":"id_1708314236868_hcw15vljb","v":0}]}
```

4.2.2 Perancangan Model Harga Bundling

Berdasarkan data penjualan dari ritel untuk periode Agustus-Oktober 2023, produk-produk bundling dengan jumlah 5 bundling terdiri dari 3-itemset dan unbundling dapat diklasifikasikan dengan kategori expired 1 hari dan expired 3 hari sesuai dengan rincian menu yang menjadi bagian dari penawaran bundling. Berikut ini adalah tabel yang menyajikan klasifikasi produk bundling dan unbundling yang diteliti, bersama dengan margin profit dari penjualan. Margin profit yang dapat digunakan dibawah -20% sehingga jika kombinasi produk memiliki perbedaan margin keuntungan dibawah -20% tidak akan dipakai dalam rekomendasi produk bundling dan tidak akan dimasukkan dalam perancangan sistem data mining. Perhitungan secara detail dapat dilihat pada [Lampiran 3](#).

Hasil Market Basket Analisis pada Tabel 10 dapatkan 5 paket yang akan dipakai ritel untuk memasarkan produknya secara *Bundling*. Setelah mengetahui hubungan antara pola pembelian dan juga kombinasi pembelian produk, maka dapat dihitung dari tiap paket tersebut untuk menentukan harga bundling yang lebih murah bagi konsumen namun menguntungkan bagi ritel. Berikut ini adalah tabel yang berisi

klasifikasi produk bundling dan unbundling ritel Lestari snack and Bakery, yang disajikan secara bersama-sama sehingga dapat dilihat perbandingan total penjualan produk tersebut.

Pada Produk unbundling dengan masa simpan 1 hari terdapat total 11 produk yang dapat dilakukan mix bundling dengan hasil perhitungan Apriori yang mana terdapat 5 Bundling. Sehingga didapatkan kemungkinan 55 menu yang dapat dihitung harga jualnya untuk kemudian dijadikan paket bundling. Dari 55 paket tersebut hanya 30 kemungkinan yang dapat dipakai dengan menetapkan margin keuntungan tidak boleh dibawah 20%. Berikut perhitungan margin pada tiap kategori produk:

Table 14. Perbandingan profit bundling dan unbundling produk expired 1 hari

No	Keterangan	Total HPP	Harga Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
1	Bundling 1-5	6000	11000	5000	5000	0% s/d -15%	LOLOS
2	Bundling 1-5	6500	11000	4500	4500	0% -s/d -8%	LOLOS
3	Bundling 1-5	7000	11000	4000	4500	-7% s/d 14%	LOLOS
4	Bundling 1-5	7500	11000	3500	5500	-20% s/d -33%	TIDAK LOLOS
5	Bundling 1-5	8000	11000	3000	5000-6500	-25% s/d 31%	TIDAK LOLOS
6	Bundling 1-5	9000	11000	2000	6000-6500	-44% s/d -50%	TIDAK LOLOS

Produk Bundling dengan Harga Jual Rp 11,000 tidak bisa diterapkan pada produk dengan nilai HPP diatas 7000 dikarenakan margin keuntungan tidak mencapai target perusahaan yang ditetapkan sebesar 20% dari produk unbundling. Perusahaan tidak mengalami kerugian namun keuntungan lebih besar didapat jika perusahaan menjual secara unbundling atau per-produk atau produk tersebut dijadikan paket premium. Sehingga model untuk menentukan harga pada sistem rekomendasi bundling dengan produk expired 1 hari adalah:

Jika $HPP_{x1} \geq 7500$, maka $HB \neq 11,000$

Jika $x1 = \text{Minuman}$, maka $HB = 13,000$

Jika $x1 = \text{Makanan}$, maka $HB = 11,000$

Keterangan:

X1 = expired 1 hari

Harga Bundling = HB

HPP = HPP

Margin = Margin

Table 15. Perbandingan profit bundling dan unbundling produk expired 3 hari

No	Keterangan	Total HPP	Harga Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
1	Bundling 1-5	6000	12000	6000	5000	0% s/d 17%	LOLOS
2	Bundling 1-5	6500	12000	5500	5500	0% s/d 8%	LOLOS
3	Bundling 1-5	7000	12000	5000	5500	-7% s/d 14%	LOLOS
4	Bundling 1-5	7500	12000	4500	5500	-20% s/d -33%	TIDAK LOLOS
5	Bundling 1-5	8000	12000	4000	5500	-19% s/d 31%	TIDAK LOLOS
6	Bundling 1-5	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS

Produk dengan masa expired 2-3 hari yang memiliki Harga Jual Rp 12,000 tidak bisa diterapkan pada produk dengan nilai HPP diatas 7500 dikarenakan margin keuntungan tidak mencapai target perusahaan yang ditetapkan sebesar 20% dari produk unbundling. Perusahaan tidak mengalami kerugian namun keuntungan lebih besar didapat jika perusahaan menjual secara unbundling atau per-produk atau produk tersebut dijadikan paket premium. Sehingga model untuk menentukan harga pada sistem rekomendasi bundling dengan produk expired 1 hari adalah:

*Jika $HPP \times 2 \geq 7500$, maka $HB \neq 11,000$
 Jika $x2 = \text{Minuman}$, maka $HB = 13,000$
 Jika $x2 = \text{Makanan}$, maka $HB = 11,000$*

Keterangan:
 X2 = expired 2-3 hari
 Harga Bundling = HB
 HPP = HPP
 Margin = Margin

Table 16.. Perbandingan profit bundling dan unbundling produk kurang diminati

No	Keterangan	Total HPP	Harga Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
1	RotiManis_Coklat	6000	11000	6000	5000	0%	LOLOS
2	RotiManis_Selai	6500	11000	5500	5000	8%	LOLOS

3	RotiManis_K eju	7500	11000	4500	5500	-13%	LOLOS
4	RotiManis_C oklat	7500	11000	4500	6000	-27% s/d - 33%	TIDAK LOLOS

Produk kurang laku yang memiliki Harga Jual Rp 11,000 tidak bisa diterapkan pada produk dengan nilai HPP diatas 7500 dikarenakan margin keuntungan tidak mencapai target perusahaan yang ditetapkan sebesar 20% dari produk unbundling. Perusahaan tidak mengalami kerugian namun keuntungan lebih besar didapat jika perusahaan menjual secara unbundling atau per-produk atau produk tersebut dijadikan paket premium. Sehingga model untuk menentukan harga pada sistem rekomendasi bundling dengan produk expired 1 hari adalah:

:

*Jika $HPP \times x3 \geq 7500$, maka $HB = 12,000$
Jika $x3 \leq 7500$ maka $HB = 11,000$*

Keterangan:

X3 = kurang laku

Harga Bundling = HB

HPP = HPP

Margin = Margin

Dari model tersebut data mining diterapkan untuk dapat dimasukkan ke dalam sistem Rekomendasi produk, dimulai dengan membuat Model pada Mongoose sebagai berikut:

```
const express = require('express');
const mongoose = require('mongoose');

const app = express();
app.use(express.json());

// Connect to MongoDB
mongoose.connect('mongodb://localhost:5173//produkDB', { useNewUrlParser: true,
useUnifiedTopology: true });

// Define a schema
const productSchema = new mongoose.Schema({
name: String,
sellingPrice: Number,
costPrice: Number
x1: "expired 1 hari"
x2: "expired 2-3 hari"
x3: "kurang laku"
});
```

```

// Define a model
const Product = mongoose.model('Product', productSchema);

// Route to get filtered products
app.get('/categorybundling', async (req, res) => {
  try {
    const categorybundling = await Product.find();
    const filteredProducts = categorybundling.filter(product => {
      const margin = ((product.sellingPrice - product.costPrice) / product.costPrice) * 100;
      return margin >= -20;
      const conditional1 = ((product.costPrice <= 7500, sellingPrice >= 11,000
      return if x1= "Minuman", sellingPrice = 13,000;
             x1= "Makanan", sellingPrice = 11,000;
      const conditional2 = ((product.costPrice <= 7500, sellingPrice >= 11,000
      return if x2= "Minuman", sellingPrice = 13,000;
             x2= "Makanan", sellingPrice = 11,000;
      const conditional2 = ((product.costPrice <= 7500, sellingPrice >= 12,000
      return sellingPrice = 11,000
    });
    res.json(filteredProducts);
  } catch (err) {
    res.status(500).json({ message: err.message });
  }
});

// Start server
app.listen(3000, () => {
  console.log('Server running on port 3000');
});

```

Kemudian pembuatan route untuk memasukkan produk, kategori kedalam database

4.2.3 Conditional rules

Dari 2 item tersebut dilakukan proses data Mining kedua untuk mengetahui kombinasi association rules yang dapat direkomendasikan kepada perusahaan. Untuk menghindari rules yang memiliki item sama, maka pada sistem akan ditambahkan conditional rules yaitu produk roti basah yang merupakan kategori produk cepat basi yang harus segera dijual. Adapun Kategori Produk Cepat Basi yang dijadikan Conditional Rules adalah Produk dengan expired date 1 Hari, Produk dengan expired date 2-3 hari, Produk kurang laku. Pada kondisi tersebut command yang digunakan sebagai berikut:

```

const associationRules = await performAssociationRuleMining(filePath, minSupport,
minConfidence);

console.log('Association Rules:', associationRules);

const uniqueID = generateUniqueID();

const newHistory = new History({
file_name: req.file.originalname,
action: "Data Bundling",

app.get('/categorybundling', async (req, res) => {
try {

processID: uniqueID,});

await newHistory.save();

// Sorting association rules by confidence in descending order
associationRules.sort((a, b) => b.confidence - a.confidence);

// Save only the top 5 bundles with the highest confidence
const top5Bundles = associationRules.slice(0, 5);

const categorybundling = next(item for item in items if item recommendation), None)

if recommended_item:

total price = Calculate_total_price(filteredProduct);

});

```

Equation 13. *syntax* Hitung harga Bundling

4.2.4 Rapid Miner

Data input untuk RapidMiner berupa data yang telah ditabulasi dalam format excel. Pada format tersebut terdapat nilai 0 berarti pada transaksi tersebut tidak terdapat item yang dibeli dan nilai 1 berarti item tersebut dibeli pada transaksi. Data Tabulasi yang dimasukkan kedalam Rapid Miner sama dengan Data yang digunakan untuk membuat Model Ergo-Bundling, Data tersebut dapat dilihat pada Tabel 17. Data Tabulasi yang telah dibuat kemudian menjadi Input dari Proses yang akan dilakukan. Operators yang digunakan antara lain:

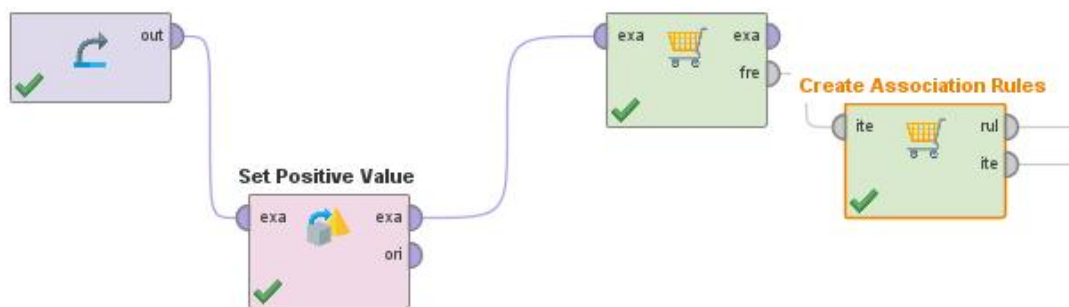
- Input: Data Tabulasi dari Data Transaksi Bulan Agustus - Oktober 2023 milik Lestari Snack and Bakery
- Set Positif Value: Memberikan nilai positif pada Seluruh Item (Parameter), dengan ketentuan nilai 0 sebagai nilai negatif dan nilai 1 sebagai nilai positif.
- Apriori: Data Mining berupa Market Basket Analisis, pada proses ini akan didapatkan hasil frequent item yang sering dibeli konsumen
- Create Assosiation rules: Data Mining berupa kombinasi keterkaitan antara frequent item yang dibeli oleh konsumen, dengan didukung oleh nilai confidence yang artinya kombinasi tersebut memiliki kepastian dalam bentuk persen.

Table 17..Data Tabulasi Transaksi lestari Snack and Bakery

Transaccion	Bollen_pisang	Maffin	EsCoklat_botol	Aren_aren	Kroket	Camilan_khas_pati	Risoles	Brownies	Donat	Kue_lumpur	Kroisan	EsKopi_botol	RotiManis_Keju	Apen	Sosis_solo	Roti_Tawar	Kue_Kering	Lemper	Misoa	KunirAsem_botol	RotiManis_Selai	RotiManis_Coklat
1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
5	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
6	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
10	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
12	1	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
13	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
15	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

16	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
17	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
....	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
.																					

Pada tabulasi data rapid Miner Terdapat 22 item sebagai parameter dan 9800 data transaksi. Proses pertama yaitu import data dan masukkan sebagai proses ke dalam area main process kemudian masukkan operator discretize dan mengkonversi jenis data dengan memasukkan operator numerical to binominal ke area main process, selanjutnya ke tahap Data Mining menggunakan *Apriori* untuk menentukan kumpulan data yang paling sering muncul (frequent itemset). Untuk memunculkan rules yang terbentuk dari proses penggalian data diperlukan Operator *Create Association Rule*.



Gambar 4.1 Proses Rapid Miner dan Operators yang digunakan

No.	Premises	Conclusion
2	Donat, Maffin	Arem_arem
3	Donat, KunirAsem_botol	Arem_arem
4	Arem_arem, Misoa	Donat
5	RotiManis_Coklat, Arem_arem	Donat
6	Arem_arem, Maffin	Donat
7	Arem_arem, KunirAsem_botol	Donat

Gambar 4.2 Hasil *Association rules* pada Rapid Miner minimal confidence 0.7

Assosiation rules yang didapat dari Data binomial Transaksi penjualan berjumlah 9800 transaksi terhitung dari tanggal 21-08-2023 hingga Oktober 2023 yang memiliki minimal nilai confidence 0.7 terbentuk 7 *rules*:

Table 18. Hasil Perhitungan Apriori

No	Premises	Conclusion	Support	Confidence	Lift
5	RotiManis_Coklat, KunirAsem_botol	Donat	0.0962985 560300996 5	0.7509912767644 726	1.99763273348 7104
6	Donat, Maffin	Arem_arem	0.1185682 326621924	0.7799331103678 929	2.43024784770 5279
7	Donat, KunirAsem_botol	Arem_arem	0.1227374 415293878 4	0.8078982597054 887	2.51738640239 02963
8	Arem_arem, Misoa	Donat	0.1119585 112873703 5	0.8161601186063 75	2.17098150023 67034
9	RotiManis_Coklat, Arem_arem	Donat	0.1452104 942037828	0.8429752066115 702	2.24230948926 6481
10	Arem_arem, Maffin	Donat	0.1185682 326621924	0.8554658840792 37	2.27553462375 85115
11	Arem_arem, KunirAsem_botol	Donat	0.1227374 415293878 4	0.8868479059515 062	2.35901063216 85456

4.3 Desain Kebutuhan

Lestari snack and bakey mempunyai beberapa produk dengan masa expired singkat yang termasuk dalam kategori Produk Basah. Produk yang termasuk dalam kategori ini adalah produk makanan dan minuman yang mempunyai umur simpan dan masa konsumsi kurang dari satu hari. Dari data daftar produk supplier yang dijual secara eceran oleh Lestari Snack and Bakery, terdapat 8 produk makanan dan 3 produk minuman yang masuk dalam kategori Produk Basah. Risiko yang dihadapi dalam mempromosikan Produk Basah adalah durasi waktu penjualan yang relatif singkat, dan jika tidak terjual tidak dapat dikonsumsi karena sudah rusak. Oleh karena itu, diperlukan sistem informasi bundling otomatis untuk mengatasi permasalahan

tersebut secara lebih efisien. Analisis kebutuhan merupakan bagian dari analisis sistem, dimana analisis sistem merupakan identifikasi terhadap komponen-komponen yang terlibat dalam sistem sebagai syarat dari suatu perancangan sistem. Secara umum, ada empat langkah dalam menganalisis kebutuhan sistem: analisis *input*, proses, *output*, dan *interface*.

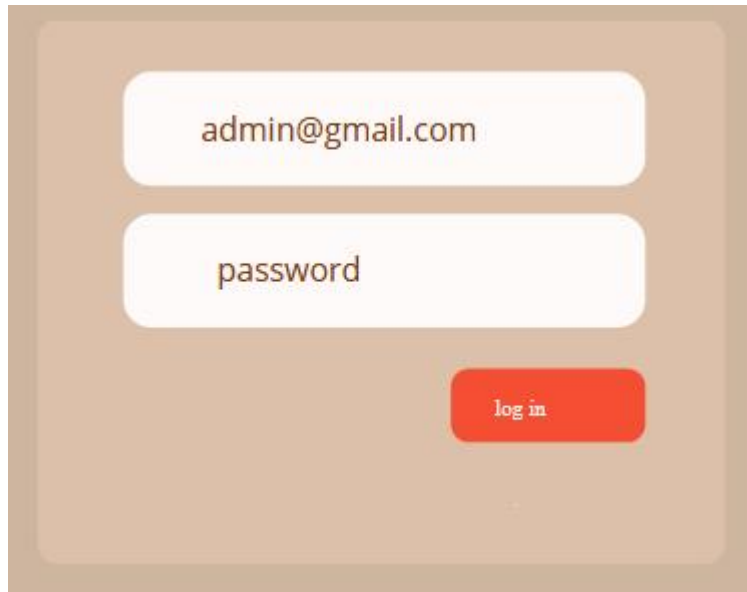
4.3.1 Kebutuhan *Input* sistem Ergo-Bundling

Kebutuhan input yang dibutuhkan sistem ini terdiri dari:

- Data Email Pengguna (*default: admin@gmail.com*) : Data email pengguna berguna sebagai keamanan sistem ketika pengguna ingin menggunakan aplikasi / web Ergo-Bundling, sehingga orang lain selain pengguna tidak dapat mengakses sistem tersebut.
- Kata Sandi (*default: password*) : Kata sandi hanya diketahui oleh pengguna, dan digunakan untuk keamanan akses masuk kedalam sistem Ergo-Bundling
- Data transaksi penjualan: Data Transaksi penjualan diperlukan untuk data yang digunakan sebagai *input* / masukan sistem untuk menemukan model Association rules. Data Transaksi berupa file csv.
- Data Kategori Produk: Data Kategori produk yang diperlukan adalah data kue basah yang memiliki waktu jual singkat dan harus terjual hari itu juga. kategori ini akan menjadi fokus utama ketika hasil kombinasi produk dari sistem terdapat item yang sama, maka produk kue basah akan menjadi Item ke 3 menggantikan rules dengan item ke-3 yang sama.
- Data harga produk: Data Harga produk yang diperlukan adalah data harga untuk setiap produk baik kue basah maupun kue kering. Owner atau pengguna dapat mengganti harga melalui server secara manual dan akan diupdate ke web kemudian. Data hargayang diinput akan menghasilkan total harga paket yang terbentuk.
- Data Minimum Confidence dan Support: Nilai minimum ini diperlukan untuk menentukan hasil dari kombinasi produk agar memiliki nilai kepastian pembelian yang optimal. Pada penelitian $\text{minSupport} = 50\%$ dan $\text{minConf} = 40\%$

4.3.2 Kebutuhan Proses

- Pengguna dapat melakukan login seperti pada rancangan Halaman Login digambarkan pada Gambar 3. Data yang dimasukkan bagi pengguna yang telah mempunyai akses login berupa username atau email, kemudian diisi password.



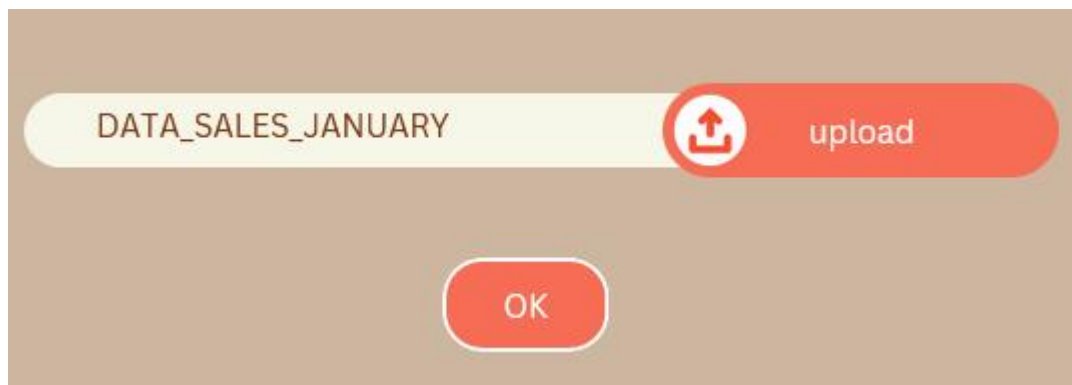
Gambar 4. Desain Halaman Login

- Kemampuan untuk melakukan pemilihan tindakan digambarkan pada Gambar 4: Pengguna memilih tindakan yang ingin digunakan, yaitu Ergo-Bundling, prediksi produk (Forecasting) atau History.



Gambar 5. Desain Pemilihan Menu

- Pengguna dapat mengunggah data penjualan digambarkan pada Gambar 5: Data penjualan yang diimpor oleh pengguna berupa file CSV.



Gambar 6. Desain Upload File

- Pengguna dapat mengunggah ulang data penjualan: Pengguna mengubah data penjualan yang diimpor dengan file lain yang ingin dianalisis.
- Pengguna dapat memuat ulang hasil prediksi dan rekomendasi produk yang telah dilakukan sehingga user dapat melihat kembali kombinasi produk yang akan didisplay.

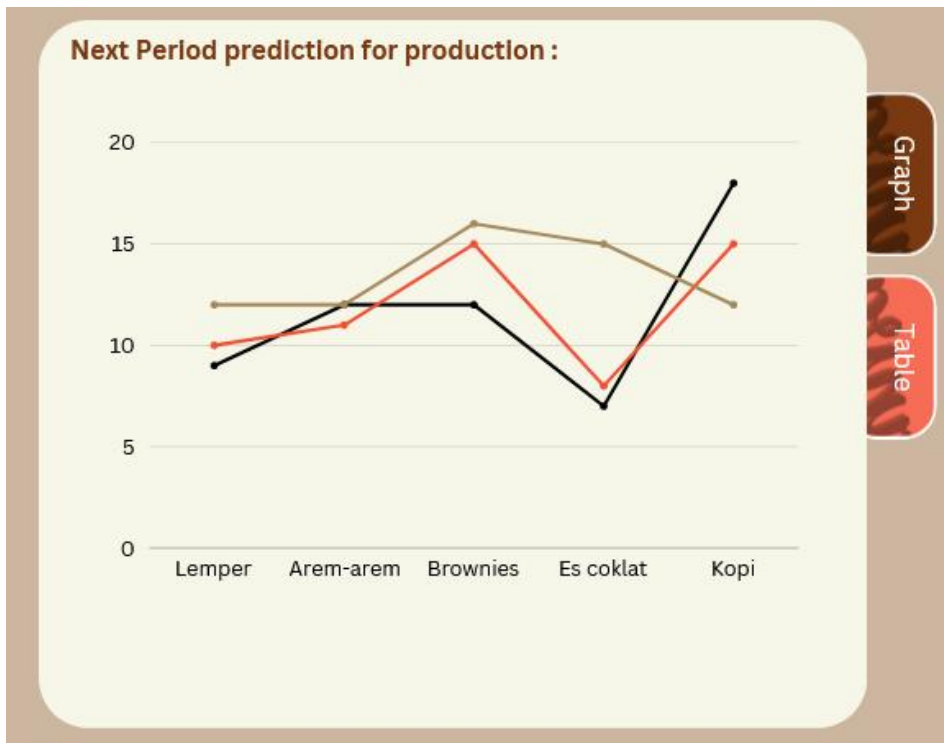
- Visualisasikan paket bundling dengan desain diilustrasikan pada Gambar 6: Kemampuan untuk menampilkan hasil data mining yang divisualisasikan dalam bentuk grafik atau ilustrasi yang berisi daftar kombinasi produk rekomendasi beserta harga yang harus dibayar pembeli jika memilih paket rekomendasi tersebut.

Bundling Recommendation :

Nama Bundle	Item1	Item2	Item3	Harga
Bundle 1	Lemper	Kopi	Muffin	Rp 10.000,00
Bundle 2	Lemper	Sosis Solo	Muffin	Rp 15.000,00
Bundle 3	Donat	Sosis Solo	Risol	Rp 11.000,00
Bundle 4	Donat	Muffin	Risol	Rp 13.000,00
Bundle 5	Donat	brownies	Sosis Solo	Rp 10.000,00

Gambar 7. Desain Hasil Ergo-Bundling

- Visualisasikan prediksi: Kemampuan untuk melakukan peramalan hasil data mining yang divisualisasikan dalam bentuk grafik atau tabel. Pada hasil prediksi ditampilkan dalam 2 bentuk model yaitu table dan chart. Model prediksi menggunakan Peramalan regresi seperti digambarkan pada desain Gambar 7 dan Gambar 8.



Gambar 8. Desain Hasil Prediksi atau Forecasting dalam bentuk Grafik

Next Period prediction for production :

	period 1	Period 2	Period 3
Lemper	9	10	12
Arem-arem	12	11	12
Brownies	12	15	16
Es coklat	7	8	15
Kopi	18	15	12

Gambar 9. Desain Hasil Prediksi atau Forecasting dalam bentuk Tabel

4.3.3 Kebutuhan *output*

- Informasi Peramalan Penjualan: Output prediksi ini dapat digunakan oleh pengecer sebagai alat pengambilan keputusan produksi untuk menentukan jumlah produk yang dapat diisi kembali pada minggu depan guna memenuhi kebutuhan pengecer dan konsumen sehingga mengurangi kerugian dari segi tenaga kerja, uang dan produktivitas.
- Informasi Item Paket Ergo-Bundling: Informasi paket ini dapat digunakan sebagai rekomendasi strategi promosi untuk mengurangi kerugian dalam hal produk basah, produk tidak diminati yang perlu dijual dalam jangka pendek untuk menghasilkan keuntungan lebih dari strategi sebelumnya.
- Informasi History Aktivitas: Informasi paket ini berisikan aktivitas yang sebelumnya telah dilakukan baik itu aktivitas *bundling* produk maupun *forecast* produk.

4.3.4 Kebutuhan *Interface*

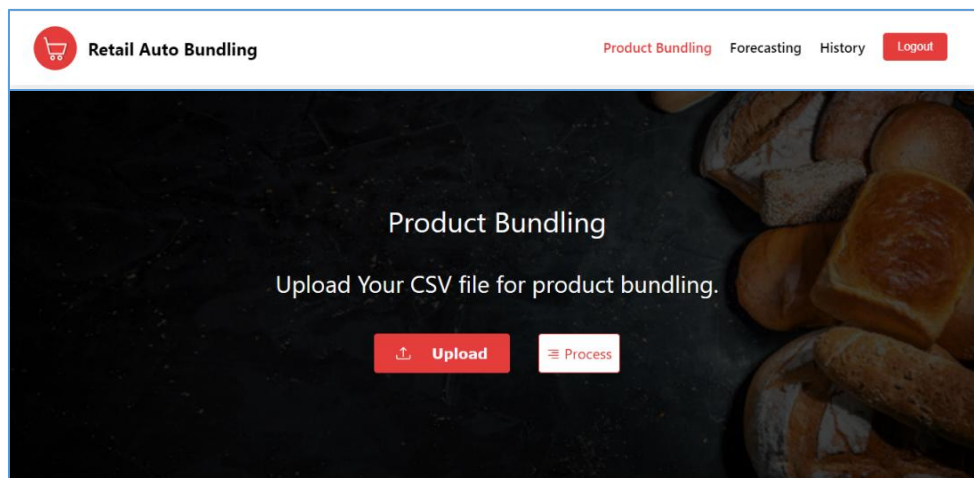
Dari kebutuhan input dan output maka didapatkan kebutuhan Interface yang perlu dirancang untuk memenuhi kebutuhan system Ergo-Bundling. Detail antarmuka yang dibutuhkan oleh system Ergo-Bundling adalah:

- *Interface* Beranda Login
- *Interface* Unggah Penjualan Data
- *Antarmuka* hasil bundling otomatis yang direkomendasikan
- *Antarmuka* hasil peramalan
- *Interface history* aktivitas yang telah dilakukan sebelumnya

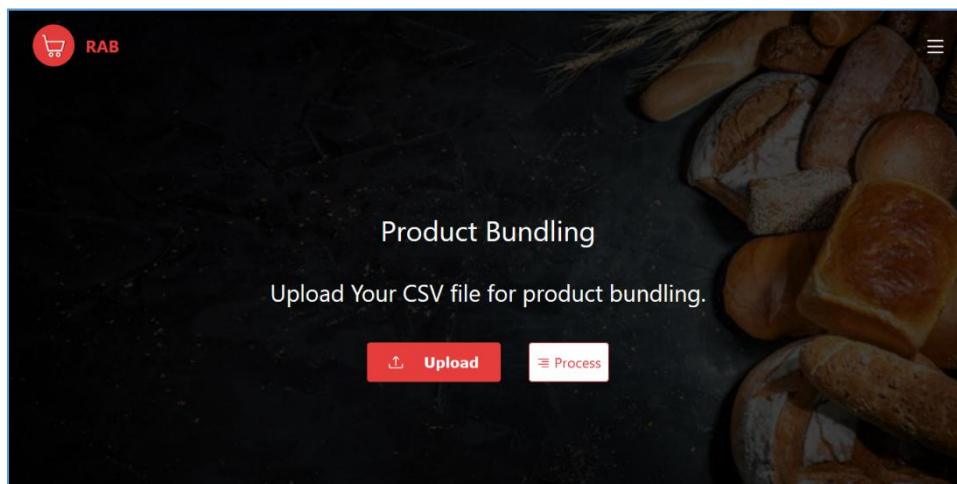
Selain analisis kebutuhan sistem dijelaskan lebih detail dengan cara mengidentifikasi indikator yang dibutuhkan dilihat dari sisi pengguna. Identifikasi Indikator kebutuhan pengguna menghasilkan sebuah sistem atau aplikasi yang memiliki tingkat kegunaan yang tinggi bagi Pemakai aplikasi. Untuk Desain proses dan Basis Data dari interface yang telah dibuat terdapat pada Lampiran IV. Desain Proses terdiri dari Data Flow Diagram dan Desain Basis Data terdiri dari Entity Relationship Diagram.

4.4 Alternatif Desain Aplikasi

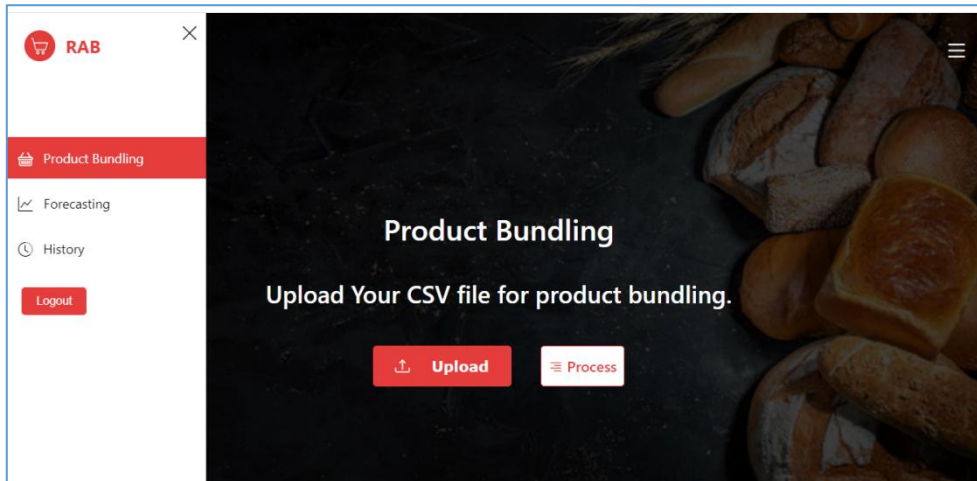
Menentukan desain website rekomendasi produk ritel berdasarkan pola perilaku pelanggan dapat dirancang berdasarkan nilai usability website. Untuk merancang website yang memprioritaskan kelima aspek usability Learnability, Memorability, Error, Efficiency, dan Satisfaction perlu dilakukan pengujian dengan pengguna / *user*, serta mengumpulkan umpan balik untuk memperbaiki dan meningkatkan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Berikut merupakan desain website berdasarkan analisis Market Basket Analysis dan Data Mining pada Lestari snack and bakery. Terdapat 3 desain yaitu desain A, Desain B dan Desain C.



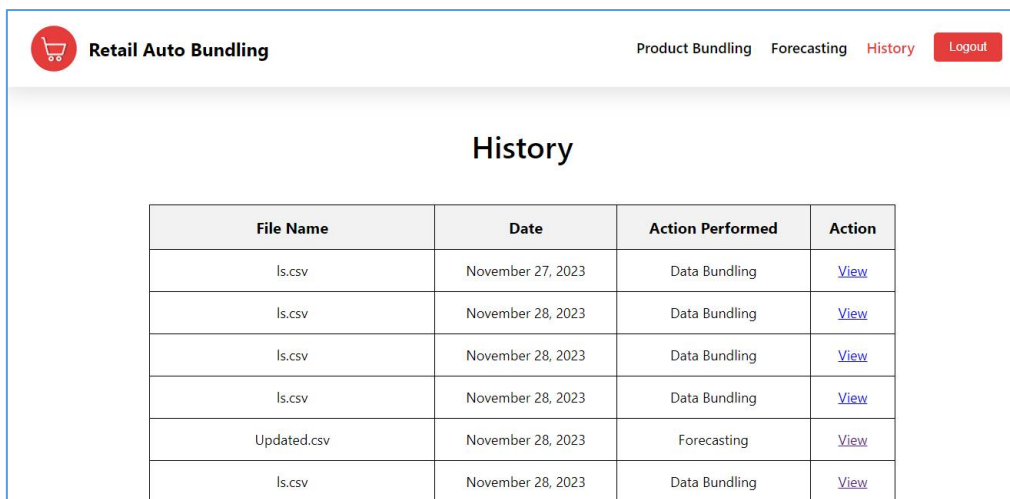
Gambar 1. Desain A Halaman Utama dengan Top Menu Bar



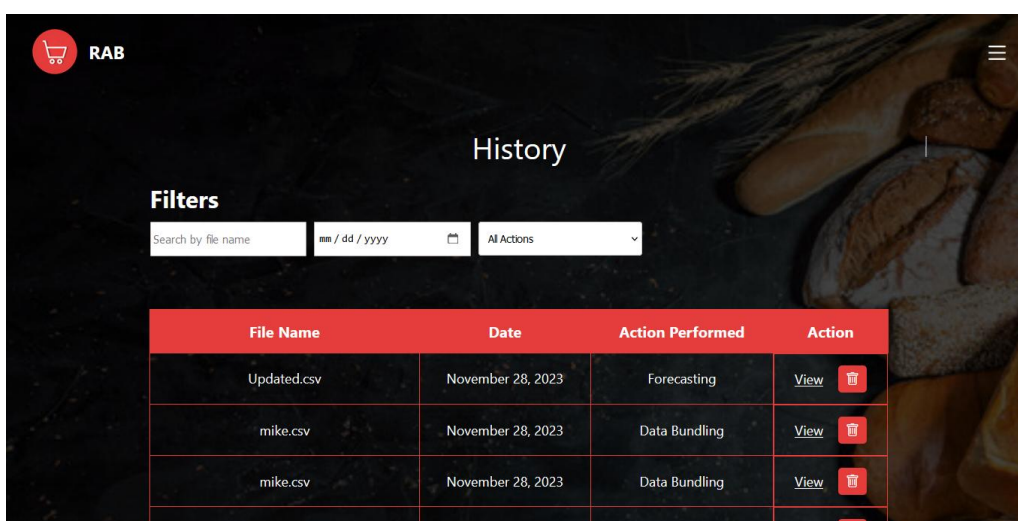
Gambar 2. Desain B Halaman Utama dengan Hidden Menu Bar



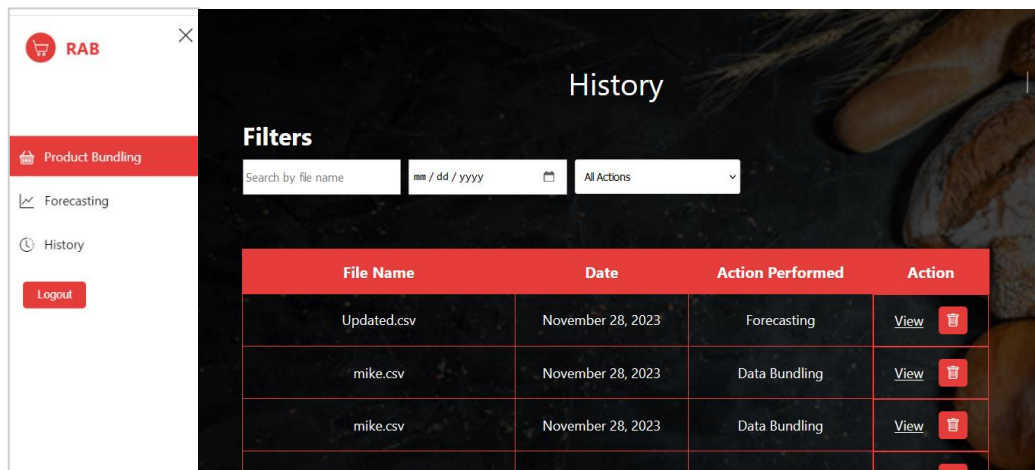
Gambar 3. Desain C Halaman Utama dengan Side Menu Bar



Gambar 4. Desain A Halaman History



Gambar 5. Desain B Halaman History



Dari ketiga desain tersebut Desain A, Desain B dan Desain C dilakukan uji usability untuk mengetahui nilai kegunaan dari tiap desain yang paling baik dan sesuai untuk diterapkan pada ritel Lestari snack and Bakery. Pada Sub Bab 4.4.1 dijelaskan Perhitungan Uji Usabilitas untuk masing-masing desain untuk mengetahui alternative terbaik sebagai sistem yang akan diterapkan pada ritel. Terdapat beberapa kuesioner yang digunakan untuk uji usability antara lain:

- Kuesioner Post-Task (*Performance Testing*) : Disampaikan segera setelah pengguna menyelesaikan tugas tertentu untuk mengumpulkan umpan balik langsung terkait tugas tersebut. Kuesioner ini untuk mengukur efisiensi yang berupa Performance Testing dengan menyelesaikan tugas tertentu dengan dihitung waktu penyelesaiannya.
- Kuesioner Post-Session: Digunakan setelah pengguna menyelesaikan sesi interaksi dengan sistem, untuk mendapatkan gambaran umum tentang pengalaman mereka secara keseluruhan. Dari kuesioner ini didapat umpan balik berupa kekurangan sistem.
- Kuesioner SUS (System Usability Scale): Merupakan salah satu kuesioner yang paling umum digunakan untuk menilai usability secara kuantitatif dengan pertanyaan-pertanyaan standar.

4.4.1 Kuesioner *Post-Task (Performance Testing)*

Efisiensi diukur berdasarkan nilai rata-rata presentase keberhasilan seluruh responden pengujian pada semua jenis pengguna aplikasi yang telah ditentukan yakni sebanyak 5 orang responden. Pemilihan Responden berdasarkan masing- masing kategori ahli yakni Pemilik Usaha, Karyawan, Developer, dan Designer, kemudian data dari pengerjaan tugas dikumpulkan dengan teknik performance measurement dan dihitung menggunakan persamaan completion rate. Kemudian hasil rata-rata presentase keberhasilan responden dalam menyelesaikan task scenario tersebut diinterpretasikan

berdasarkan Standar Acuan Litbang Depdagri tahun 1991 (Ayu, 2017) seperti ditunjukkan pada Tabel 19.

Daftar Task yang ditugaskan pada responden *Performance Testing*:

Task 1. Melakukan Login

Melakukan login kedalam sistem sebagai user ErgoBundling, kemudian logout dan lakukan login kembali. User diminta melakukan login sebagai user, dimulai dari mengisi data username “*admin@gmail.com*” dan password “*password*”. Tahap kedua yaitu mencari tombol logout, dan login kembali dengan username yang sama. Task ini dapat dilakukan secara terbalik yaitu logout kemudian login atau sebaliknya.

Task 2. Memilih Menu Bundling dan Upload File Bundling dan Membaca hasil Bundling

Tahap pertama User menemukan menu Bundling dan mengunggah file bundling berupa “*dataMBA.csv*” kemudian memproses file dengan memilih tombol “*proses*”. Kemudian Tahap kedua User dapat membaca hasil Bundling dengan mengetahui kombinasi item rekomendasi, dan harga yang diusulkan.

Task 3. Memilih Menu Bundling dan Upload File Forecast dan Membaca Hasil Forecast

User menemukan menu Bundling dan mengunggah file forecast berupa “*forecasting.csv*” kemudian memproses file dengan memilih tombol “*proses*”. Tahap kedua User dapat membaca Hasil Forecast dengan mengetahui berapa perkiraan banyak item yang harus dipesan kembali tiap periodenya.

Task 4. Membaca History

User dapat mencari tanggal proses yang pernah dilakukan dengan menemukan tanggal yang sesuai, sebagai contoh 23 Januari 2024.

Table 19.Interval Kriteria Penilaian Efektifitas Sistem

No	Lamanya Waktu	Kualifikasi
1	60 -300 <i>Second</i>	Sangat Cepat
2	360 - 600 <i>Second</i>	Cepat
3	660 - 900 <i>Second</i>	Lambat

Untuk mengetahui hasil perhitungan pengerjaan Task tersebut valid atau tidak maka sebelumnya dilakukan terlebih dahulu uji validitas data, yang mana menunjukkan keseluruhan Task Valid dan dapat digunakan dalam merepresentasikan Efisiensi pada uji usabilitas. Hasil Uji Validitas diketahui bahwa keseluruhan sda

Valid sehingga dapat digunakan dalam perhitungan Efisiensi. Perhitungan validitas dijelaskan pada Tabel 20 berikut:

Table 20. Perhitungan Uji Validitas untuk mengetahui Validitas Data

Responden	Task 1	Task 2	Task 3	Task 4	Total
A1	5	7	5	10	27
A2	7	7	7	10	31
A3	5	5	5	10	25
A4	8	6	7	10	31
A5	7	5	5	8	25
B1	4	4	4	5	17
B2	5	3	4	5	17
B3	4	3	4	5	16
B4	4	3	4	5	16
B5	4	3	5	5	17
C1	4	3	4	5	16
C2	4	3	4	4	15
C3	4	3	4	5	16
C4	4	5	4	4	17
C5	5	5	5	5	20
R Hitung	0,887333	0,896084	0,908598	0,949106	
R Tabel	0,878	0,878	0,878	0,878	
Correlation	VALID	VALID	VALID	VALID	

Penjelasan dari analisis efisiensi untuk Total Waktu dan Tugas adalah Total merupakan Jumlah total waktu (dalam detik) yang diperlukan setiap partisipan untuk menyelesaikan semua tugas. Sedangkan Jumlah task terselesaikan adalah Jumlah tugas yang berhasil diselesaikan oleh setiap partisipan dari total empat tugas. Penjelasan untuk nilai dari masing-masing partisipan yaitu:

A1: Menghabiskan total 27 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain A, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task

A2: Menghabiskan total 31 detik untuk menyelesaikan semua tugas, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task

A3: Menghabiskan total 25 detik untuk menyelesaikan semua tugas, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task

A4: Menghabiskan total 31 detik untuk menyelesaikan semua tugas, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task

A5: Menghabiskan total 25 detik untuk menyelesaikan semua tugas, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task.

B1: Menghabiskan total 17 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain B, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task

B2: Menghabiskan total 17 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain B, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 B3: Menghabiskan total 16 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain B, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 B4: Menghabiskan total 16 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain B, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 B5: Menghabiskan total 17 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain B, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task.

C1: Menghabiskan total 16 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain C, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 C2: Menghabiskan total 15 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain C, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 C3: Menghabiskan total 16 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain C, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 C4: Menghabiskan total 17 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain C, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task
 C5: Menghabiskan total 20 detik untuk menyelesaikan semua tugas menggunakan Desain C, menyelesaikan semua tugas yaitu 4 task.

Dari data tersebut dilakukan perhitungan *Time Based Efficiency* dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Time Based Efficiency} = \frac{\sum_{j=1}^R \sum_{i=1}^N \frac{n_{ij}}{t_{ij}}}{N R} \quad (\text{xi})$$

Dimana:

R = Jumlah Responden

N = Total tugas/ Task

n_{ij} = Hasil tugas ke-I oleh partisipan j. Jika selesai maka nilai 1 dan jika tidak selesai maka nilai 0

t_{ij} = Waktu yang dibutuhkan oleh partisipan ke-j untuk menyelesaikan tugas ke-I dalam satuan detik

Table 21. Hasil Time Based Efficiency Desain A, B dan C

Partisipan	A1	A2	A3	A4	A5	B1	B2	B3	B4	B5	C1	C2	C3	C4	C5
T1	0,20	0,14	0,20	0,13	0,14	0,25	0,20	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,25	0,20
T2	0,14	0,14	0,20	0,17	0,20	0,25	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,20	0,20
T3	0,20	0,14	0,20	0,14	0,20	0,25	0,25	0,25	0,25	0,20	0,25	0,25	0,25	0,25	0,20
T4	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,25	0,20	0,25	0,20
Total	0,54	0,43	0,60	0,43	0,54	0,95	0,98	1,03	1,03	0,98	1,03	1,08	1,03	0,95	0,80
TBE	0,03	0,02	0,03	0,02	0,03	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,04

Berdasarkan hasil pengukuran terhadap tingkat kecepatan waktu yang dibutuhkan oleh 5 responden dalam mengerjakan 4 task scenario pengujian, baik pada Desain A, Desain B dan Desain C, didapatkan nilai rata-rata sebesar 0,03 tugas/detik dengan tingkat pencapaian yang sangat cepat untuk Desain A. Kemudian untuk Desain B didapatkan nilai 0,05 tugas/detik demikian juga dengan Desain C. Nilai tersebut menunjukkan bahwa Aplikasi dengan Desain A, B dan C efisien dari segi waktu yang dibutuhkan oleh responden dalam menyelesaikan setiap task scenario.

4.4.2 Kuesioner *Post-Session* (Uji Usabilitas)

Daftar Pertanyaan yang digunakan dalam kuesioner *Post-Session* adalah sebagai berikut:

(Learnability 1)	Aplikasi mudah digunakan
(Learnability 2)	Menu dalam aplikasi mudah dimengerti
(Learnability 3)	Penempatan menu mudah dimengerti
(Learnability 4)	Tanpa buku panduan saya dapat menggunakan aplikasi
(Memoarbility 1)	Langkah-langkah menggunakan aplikasi dapat diingat dengan mudah
(Memoarbility 2)	Letak menu pada aplikasi mudah diingat
(Error 1)	Kesalahan pada aplikasi sedikit
(Error 2)	Hasil perhitungan aplikasi tidak ada kesalahan
(Satisfaction 1)	Kepuasan penyajian output sistem
(Satisfaction 2)	Kepuasan terhadap user interface / tampilan
(Satisfaction 3)	Kepuasan terhadap ketersediaan informasi dalam sistem
(Satisfaction 4)	Kepuasan terhadap sistem dalam menyelesaikan pekerjaan
(Satisfaction 5)	Akurasi output hasil perhitungan sistem
(Satisfaction 6)	Tidak ada perbaikan yang perlu dalam aplikasi

Sebelum melakukan perhitungan usabilitas tiap kriteria, setiap data kuesioner dilakukan uji validitas terlebih dahulu. Uji validitas berfungsi untuk memastikan bahwa instrumen yang digunakan benar-benar mengukur apa yang seharusnya diukur, sehingga hasil penelitian dapat diandalkan dan memiliki makna yang tepat. Uji Validitas dari Hasil Perhitungan Kesioner *Post-Session* adalah sebagai berikut:

Table 22. Uji Validitas Data Kuesioner Learnability, Memorability, Error, satisfaction

Responden	TOT				TOT				TOT						TOT				
	L1	L2	L3	L4	AL	M1	M2	AL	E1	E2	AL	S1	S2	S3	S4	S5	S6	AL	
A1	3	4	4	3	14	4	4	8	4	5	9	3	3	4	3	4	4	21	
A2	3	4	4	4	15	4	4	8	4	3	7	3	4	4	3	3	3	20	
A3	3	5	4	3	15	4	4	8	4	5	9	4	4	4	4	3	2	21	
A4	4	4	5	4	17	4	4	8	4	4	8	5	5	5	5	5	2	27	
A5	4	4	4	3	15	5	5	10	3	2	5	5	5	5	5	3	4	27	
B1	5	4	5	4	18	4	4	8	4	4	8	5	5	5	5	5	4	29	
B2	5	5	5	5	20	5	5	10	5	4	9	5	4	4	5	5	5	28	
B3	5	5	5	5	20	5	5	10	5	5	10	4	4	4	4	5	5	26	
B4	5	3	5	5	18	5	4	9	4	4	8	5	5	5	5	5	5	30	
B5	5	5	5	4	19	5	5	10	4	5	9	5	5	5	5	3	4	27	
C1	3	4	4	3	14	4	4	8	2	2	4	4	3	4	3	4	4	22	
C2	4	4	4	3	15	4	4	8	4	4	8	4	4	4	3	3	3	21	
C3	3	3	4	4	14	4	4	8	3	2	5	4	4	4	4	3	4	23	
C4	5	4	5	5	19	4	4	8	4	4	8	5	5	5	5	5	4	29	
C5	5	3	5	4	17	4	5	9	4	3	7	5	5	5	5	3	4	27	
RHITUNG																			
G	0,9	0,38	0,912	0,667		0,922	0,922		0,903	0,957		0,93	0,768	0,993	0,914	0,604	0,495		
RTABEL	0,878	0,878	0,878	0,878		0,878	0,878		0,878	0,878		0,878	0,878	0,878	0,878	0,878	0,878		
VALIDITAS	VAL ID	TID AK VAL ID	VAL ID	TID AK VAL ID		VAL ID	VAL ID		VAL ID	VAL ID		VAL ID	TID AK VAL ID	VAL ID	VAL ID	TID AK VAL ID	TID AK VAL ID		

Dari uji validitas diketahui bahwa pertanyaan L2, L4, S2, S5, dan S6 tidak valid sehingga tidak dapat dipakai dalam merepresentasikan Usabilitas sistem. Untuk selanjutnya Uji usabilitas menggunakan data pertanyaan yang memiliki nilai validitas diatas R table. Yang mana pertanyaan L1, L3, M1, M2, E1, E2, S1, S3, dan S4. Indikator Kategori Kegunaan / usabilitas dilihat pada Tabel 23 untuk mengetahui nilai kegunaan yang paling baik diantara ketiga desain.

Table 23. Kelas Interval Uji Usabilitas Post-Session

Kuadran Kelas Interval Kriteria Penilaian	Kategori
1,00-1,80	Sangat tidak layak
1,81-2,60	Tidak Layak
2,61-3,40	Cukup
3,41-4,20	Layak
4,21-5,00	Sangat Layak

Sehingga Hasil akhirdari uji usabilitas didapatkan Kategori nilai kegunaan dari setiap Alternatif Desain sebagai berikut:

Table 24. Hasil Uji Usabilitas Post Session

Desain	Desain A	Kategori
Learnability	3,8	Layak
Memorrability	4,2	Layak
Error	3,8	Layak
Satisfaction	4,2	Layak
Desain	Desain B	Kategori
Learnability	5	Sangat Layak
Memorrability	4,7	Sangat Layak
Error	4,4	Sangat Layak
Satisfaction	4,7	Sangat Layak
Desain	Desain C	Kategori
Learnability	4,2	Layak
Memorrability	4,1	Layak
Error	3,2	Cukup
Satisfaction	4,2	Layak

Dari Uji Usabilitas Post Session diketahui bahwa Desain A memiliki nilai kegunaan yang Sangat Layak, artinya sistem, produk, atau layanan yang diuji sangat memadai dan memenuhi kriteria usability yang diharapkan. Dalam konteks ini, pengguna umumnya merasa puas dengan pengalaman penggunaan, navigasi, fungsionalitas, dan kenyamanan saat menggunakan sistem tersebut.

4.4.3 System Usability Scale (SUS) oleh Brooke

Diketahui bahwa Desain B memiliki nilai kegunaan yang Sangat Layak. Sehingga perlu dilakukan evaluasi terhadap Desain B ketika digunakan langsung atau diimplementasikan oleh ritel. Evaluasi dilakukan dengan Penilaian SUS Scale yang mana Skor SUS tersebut dihitung dengan rumus berikut:

$$SUS\ SCORE = ((R1-1)+(5-R2)+(R3-1)+(5-R4)+(R5-1)+(5-R6)+(R7-1)+(5-R8)+(R9-1)+(5-R10))*2.5...(12)$$

Pertanyaan yang digunakan dalam Evaluasi terdiri dari 10 pertanyaan. Dengan skala positif untuk pertanyaan ganjil dan skala penilaian negative untuk pertanyaan genap. Daftar Pertanyaan SUS antara lain sebagai berikut:

Table 25. Sus Scale Score

Pertanyaan	P1	P2	P3	P4	P5	
(SUS1). Saya akan sering menggunakan aplikasi ini	5	3	4	5	5	
(SUS2) Saya menilai aplikasi ini terlalu kompleks (memuat banyak hal yang tidak perlu)	2	2	2	2	2	
(SUS3) Saya menilai aplikasi ini mudah dijelajahi	4	4	3	5	4	
(SUS4) Saya membutuhkan bantuan teknis untuk menggunakan/menjelajahi aplikasi ini	4	3	4	3	4	
(SUS5) Saya menilai fungsi/fitur yang disediakan pada aplikasi ini dirancang dan disiapkan dengan baik	5	5	4	4	4	
(SUS6) Saya menilai terlalu banyak inkonsistensi pada aplikasi ini	3	2	2	2	2	
(SUS7) Saya merasa kebanyakan orang akan mudah menggunakan/menjelajahi aplikasi ini dengan cepat	4	4	4	5	4	
(SUS8) Saya menilai aplikasi ini sangat rumit untuk dijelajahi	2	2	2	2	2	
(SUS9) Saya merasa sangat percaya diri menjelajahi aplikasi ini	4	4	5	4	4	
(SUS10) Saya perlu belajar banyak hal sebelum saya dapat menjelajahi aplikasi ini dengan baik	2	2	1	2	2	
SKOR SUS	72,5	72,5	72,5	80	72,5	Rata-Rata : 74

Dari [Tabel 6](#) untuk kategori nilai kegunaan diketahui bahwa penerapan aplikasi desain B dengan nilai SUS rata-rata 74 berada pada interval 71 – 100 yaitu Aplikasi Sistem Acceptable. Secara keseluruhan, rentang skor 71-100 mencerminkan bahwa sistem tersebut diterima dengan baik oleh pengguna dari sudut pandang kegunaan, dengan skor yang lebih tinggi menunjukkan tingkat kepuasan dan kemudahan penggunaan yang tinggi pula.

BAB V

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab ini akan menyajikan hasil dari penelitian yang dilakukan, diikuti dengan pembahasan mendalam mengenai temuan-temuan tersebut. Tujuan utama dari bab ini adalah untuk menginterpretasikan hasil dan mengaitkannya dengan pertanyaan penelitian serta literatur yang ada. Pembahasan tersebut mengacu pada tujuan penelitian Hasil Desain Sistem.

5.1 Analisis Sistem Ritel Makanan

Hasil perhitungan risiko pada [Tabel 10](#) dan [Grafik 4](#) menjelaskan bahwa terdapat 4 fokus utama perbaikan sistem yaitu adalah untuk Meningkatkan wawasan pekerja, mengurangi ketidakefisienan dari perencanaan manual, memperluas pelacakan dan analisis data perencanaan. Fokus utama untuk meningkatkan wawasan pekerja perlu dilakukan dengan pertimbangan banyaknya diskon yang diberikan oleh staff shift tanpa perencanaan. Wawasan ini meliputi cara menghitung diskon yang tepat dan pemilihan produk yang sesuai dengan preferensi pembeli. Selain itu focus untuk menurunkan ketergantungan terhadap pekerja diperlukan terutama dalam hal perencanaan, dikarenakan setiap staff yang berjaga shift harus memiliki kemampuan untuk melakukan perencanaan produksi, dengan mengandalkan hanya satu staff saja maka efisiensi akan menurun dan staff tidak berkembang. Dalam focus lainnya diketahui perusahaan perlu Meningkatkan keakuratan data dan Memperluas tingkat analisis dan pelacakan data perusahaan untuk dapat meningkatkan efektivitas perencanaan guna meningkatkan pendapatan. Fokus utama tersebut perlu diperhatikan perusahaan dikarenakan mempengaruhi efisiensi bisnis, hal ini didukung oleh survey menurut RWI Consulting ([2019](#)). Sehingga Ergo-Bundling adalah inovasi yang tepat untuk diterapkan pada Ritel makanan.

Penerapan Sistem Informasi Ergo-Bundling dapat mendukung focus utama perbaikan sistem dengan menyediakan wawasan yang lebih baik bagi staff melalui rekomendasi produk yang didasarkan pada analisis data penjualan dan tren pembelian konsumen. Ini memungkinkan staff untuk membuat keputusan yang lebih cerdas dan

strategis. Sistem menghasilkan rekomendasi bundling produk yang paling diminati pelanggan, sehingga staff lebih memahami tren dan preferensi pelanggan.

Selain itu sistem Ergo-Bundling dapat mengotomatisasi proses pembuatan bundling produk, mengurangi ketidakefisienan dari perencanaan manual. Ini memungkinkan staf untuk fokus pada aktivitas yang lebih bernilai tambah. Sistem secara otomatis menghasilkan bundling produk berdasarkan data penjualan, menghemat waktu dan usaha yang biasanya dibutuhkan untuk merencanakan promosi dan penawaran bundling secara manual.

Dengan sistem Ergo-Bundling data dirancang terintegrasi, data perencanaan bundling produk menjadi lebih konsisten dan akurat di semua cabang. Ini mengurangi kesalahan yang timbul akibat metode perencanaan yang berbeda di setiap cabang. Semua cabang menggunakan algoritma yang sama untuk rekomendasi bundling, memastikan konsistensi dalam strategi penjualan dan promosi di seluruh lokasi. Sistem memberikan prediksi bundling yang akurat berdasarkan data penjualan historis dan tren, sehingga perencanaan stok dan promosi lebih tepat sasaran dan sesuai dengan permintaan pasar. Selain itu *Dashboard Menu History* menampilkan performa setiap bundling produk, memungkinkan *staff* untuk melihat *bundling* mana yang paling sukses dan melakukan penyesuaian penjualan berdasarkan data tersebut dan mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan.

5.2 Analisis Market Basket

Pada Hasil [Tabel 16](#) berupa Pengolahan data market bakset analysis diketahui terdapat 5 kombinasi produk yang menjadi rekomendasi penjualan dengan nilai minimal support 30% dan minimal confidence 40%. Hasil tersebut didapat dengan menemukan frequent itemset dalam data Boolean atau disebut Teknik dengan Algoritma Apriori. Kombinasi Itemset ini dapat meningkatkan produktifitas bisnis dikarenakan dibangkitkan dari data history perusahaan sesuai kebiasaan konsumen yang membeli produk di ritel makanan. Hal ini didukung dengan beberapa penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa penerapan *Apriori Algoritma* untuk *data mining* dalam meningkatkan strategi bisnis didapatkan analisis yang lebih cepat dibandingkan algoritma lain menurut Patil ([2023](#)). Selain itu penelitian lain oleh Fijriani ([2023](#)), diketahui Penerapan Market Basket Analysis menggunakan algoritma apriori pada

Ritel dapat membantu pemilik toko dalam memahami dan meningkatkan pola penjualan. Menurut Sulianta (2023) hasil analisis Data Mining menggunakan Apriori Algoritma memberikan informasi untuk mengembangkan strategi bisnis yang lebih efektif, termasuk pengelolaan inventaris, promosi produk, dan penentuan harga yang lebih tepat. Sedangkan menurut Kurniawan (2023) dan Qisman (2021), menyimpulkan bahwa Penerapan Apriori pada Retail dapat memberikan Rekomendasi Penjualan kepada Konsumen secara lebih efektif. Sehingga perancangan sistem Ergo-Bundling yang didukung oleh algoritma apriori dapat meningkatkan Produktifitas dan proses Bisnis Lestari Snack and Bakery.

Penerapan sistem informasi yang otomatis dapat membantu mengotomatisasi proses, meningkatkan visibilitas operasional, dan menyediakan data yang diperlukan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik. Menurut Disperindag Provinsi Yogyakarta (2022) Digitalisasi memengaruhi tingkat produktivitas bisnis, misalnya bagaimana bisnis mengelola sumber dayanya, seperti bahan baku dan tenaga kerja, dengan baik. Dengan data digital, mudah untuk mengontrol ketersediaan bahan baku. Dengan demikian, diketahui bahwa penggunaan sistem informasi atau aplikasi secara digital sejalan dengan penelitian terdahulu oleh Kristiyana (2022) dengan kesimpulan digitalisasi menjadi solusi internal dalam mengatasi tantangan penurunan produktivitas dan keuntungan dengan memberikan alat yang diperlukan untuk meningkatkan efisiensi, memfasilitasi pengambilan keputusan, dan meningkatkan kinerja secara keseluruhan. Sehingga Perancangan Sistem Ergo-Bundling menjadi inovasi yang tepat untuk diterapkan di Bisnis Ritel Makanan.

5.3 Analisis Hasil Rekomendasi Produk

Validasi Hasil perhitungan Data Mining dari sistem dilakukan dengan membandingkan hasil perhitungan *Apriori* sistem *Ergo-Bundling* dengan hasil pengujian data dengan menggunakan *RapidMiner Studio*. *RapidMiner* merupakan sebuah platform perangkat lunak yang telah diakui untuk alat analisis data, penambangan data (*data mining*), dan pembelajaran mesin (*machine learning*). *RapidMiner* adalah alat yang populer di kalangan *Data Science*, analis bisnis, dan peneliti untuk mengembangkan model prediktif dan melakukan analisis data yang kompleks. Sehingga diharapkan sistem yang akan diterapkan pada ritel makanan akurat dalam menyelesaikan permasalahan.

Dari Hasil perhitungan *RapidMiner* pada [Tabel 15](#) diketahui bahwa terdapat beberapa rules yang memiliki itemset yang sama dengan itemset lain, sehingga untuk dijadikan rekomendasi produk tidak perlu menampilkan seluruh itemset yang sebelumnya telah ditampilkan. Dalam sistem ergo-Bundling sudah diterapkan Conditional rules untuk menyelesaikan permasalahan ini. Sehingga hasil rules Ergo-Bundling lebih efisien dibanding dengan hasil perhitungan *RapidMiner*. Jika conditional rules diterapkan pada hasil *RapidMiner* maka rules yang memenuhi syarat adalah: Jika membeli Donat dan KunirAsem_botol maka kemudian konsumen akan membeli Arem_arem secara bersamaan dengan tingkat kepercayaan sebesar 80,8%, Jika membeli Arem_arem dan Misoa maka konsumen akan membeli Donat juga secara bersamaan dengan tingkat kepercayaan 81,6%, kemudian jika konsumen membeli Roti Manis Coklat dan Arem-arem] maka akan membeli Donat juga dengan nilai tingkat kepercayaan sebesar 84,3%, Jika Arem-arem dan Maffin dibeli bersamaan dengan Donat memiliki tingkat kepercayaan sebesar 85,5% dan jika Konsumen membeli Arem-arem dan KunirAsem botol maka konsumen akan membeli Donat dengan nilai kepercayaan 88,7%.

Kombinasi produk yang telah disederhanakan menghasilkan 5 rules yang sama dengan 3-itemset dan produk yang sama dengan hasil data mining sistem Ergo-Bundling. Selain itu terdapat perbedaan hasil dari nilai confidence, yang mana hasil *RapidMiner* membangkitkan kombinasi item dengan minimal Confidence sebesar 80%, sedangkan hasil dari sistem Ergo-Bundling adalah 40%. Perbedaan ini dapat terjadi dikarenakan Optimasi Internal dan Algoritma dari *RapidMiner*, yang mana *RapidMiner* menggunakan algoritma yang dioptimalkan dan mungkin memiliki pendekatan tertentu untuk menghitung support dan confidence yang berbeda dari Bahasa pemrograman lain. Misalnya, cara *RapidMiner* menangani data besar atau menghitung frekuensi, hal ini didukung oleh penelitian dari Alviyanti (2023), bahwa perbedaan hasil perhitungan *RapidMiner* dipengaruhi oleh kompleksitas Data yang diolah. Diluar dari hal tersebut, kombinasi yang menjadi rekomendasi produk dari Ergo-Bundling maupun *RapidMiner* adalah sama adanya. Sehingga hasil kombinasi produk ergo-Bundling dapat digunakan untuk rekomendasi ritel makanan.

Selain membangkitkan data untuk rekomendasi produk, Desain Sistem Ergo-Bundling dirancang untuk dapat meningkatkan kemampuan SDM menghitung perencanaan produk yang akan dijual dengan penerapan fungsi perhitungan harga

pada aplikasi menggunakan Rumus 13 yaitu *syntax* Hitung harga Bundling. Perhitungan harga diterapkan dengan user dapat mengubah harga melalui server sesuai dengan keadaan ritel makanan. Harga dihitung dengan menjumlahkan harga item 1, item 2 dan item 3, kemudian memberikan potongan jika item yang menjadi rekomendasi adalah item kue basah yang harus segera terjual pada hari itu juga. Penerapan fungsi Harga didasarkan pada kegunaan sistem untuk meningkatkan keakuratan sistem dalam menyelesaikan tugas staff (efisien). Perhitungan manual yang dilakukan sebelumnya akan menurunkan produktivitas perusahaan.

5.4 Analisis Usabilitas

Desain Alternatif Tampilan dirancang sesuai dengan 5 elemen usabilitas menurut Neilson (2007), yang mana diketahui bahwa Tingkat *usability* atau tingkat kegunaan suatu sistem dapat diukur dengan beberapa indikator yaitu Efficiency, Learnability, Memorability, Error dan Satisfaction.

- a. Uji *Efficiency* dilakukan dengan Pengerjaan tugas yang diukur durasi pengerjaan dengan satuan hitung detik. Kategori penilaian diukur berdasarkan interval Time Based Efficiency yang dijelaskan pada [Tabel 20](#) yaitu Kategori hasil uji Time Based Efficiency. Dari 5 Partisipan yang melakukan Performa Testing, semua partisipan dapat menyelesaikan 4 tugas. Total 4 Tugas yang dikerjakan 5 Partisipan didapat jumlah waktu standard yaitu 20 goal, sehingga Waktu Efisiensi dihitung dengan persentase dari perbandingan waktu standard pengerjaan dengan waktu yang dikerjakan partisipan.

Perbandingan Efisiensi Secara keseluruhan, Desain B dan C lebih efisien dibandingkan dengan Desain A, dengan nilai TBE yang lebih tinggi (0,05 tugas/detik dibandingkan dengan 0,02-0,03 tugas/detik pada Desain A). Ini menunjukkan bahwa Desain B dan C memungkinkan partisipan untuk menyelesaikan tugas lebih cepat.

Konsistensi Desain B dan C juga menunjukkan konsistensi yang lebih baik dalam hal kecepatan penyelesaian tugas di antara berbagai partisipan, yang membuat kedua desain ini lebih andal untuk aplikasi di lingkungan ritel yang memerlukan efisiensi tinggi.

Secara keseluruhan, baik Desain B maupun C dapat dipertimbangkan sebagai desain yang lebih efektif dalam hal efisiensi waktu dan kecepatan penyelesaian tugas dibandingkan dengan Desain A.

b. Learnability, Memorability, Error dan Satisfaction Sistem

Berdasarkan data hasil uji usability post-session yang ditampilkan dalam [Tabel 24](#), terdapat 4 elemen yang dianalisis yaitu Learnability, Memorability, Error, dan Satisfaction.

Secara keseluruhan, Desain A berada dalam kategori "Layak" di semua dimensi, menunjukkan bahwa desain ini cukup baik tetapi masih memiliki ruang untuk peningkatan, terutama dalam hal mengurangi kesalahan pengguna dan meningkatkan kemudahan belajar. Hal itu terlihat dari nilai tiap elemen dari Desain A antara lain Desain A mendapatkan skor 3,8 untuk learnability, yang berarti bahwa pengguna menemukan desain ini cukup mudah dipelajari, meskipun ada ruang untuk perbaikan agar lebih intuitif. Kemudian Memorability dengan Skor 4,2 menunjukkan bahwa pengguna cenderung mudah mengingat cara menggunakan sistem setelah mempelajarinya. Ini merupakan poin positif, meskipun masih dalam kategori "Layak. Pengguna cenderung membuat beberapa kesalahan saat menggunakan Desain A, dengan skor 3,8 yang menunjukkan bahwa ada beberapa area di mana desain bisa dibuat lebih jelas untuk mengurangi kesalahan. Terutama pada bagian History yang mana tidak adanya fungsi hapus dan filter sehingga Error lebih banyak terjadi. Tingkat kepuasan pengguna juga berada di kategori "Layak" dengan skor 4,2.

Desain B unggul di semua dimensi, dengan semua skor berada dalam kategori "Sangat Layak". Ini menunjukkan bahwa Desain B adalah pilihan terbaik dari segi usability, karena sangat intuitif, mudah diingat, minim kesalahan, dan memberikan kepuasan tinggi kepada pengguna. Hal ini terlihat dari nilai tiap elemen yang mana Desain B mendapatkan skor sempurna untuk learnability, menunjukkan bahwa desain ini sangat mudah dipelajari oleh pengguna, yang merupakan salah satu aspek terpenting dalam usability. Selain itu elemen Memorability Dengan skor 4,7, desain ini juga sangat mudah diingat oleh pengguna, sehingga mereka bisa dengan cepat kembali menggunakan sistem setelah beberapa waktu tidak menggunakannya. Skor 4,4 untuk Error menunjukkan bahwa pengguna jarang membuat kesalahan saat menggunakan Desain B, menandakan bahwa desain

ini sangat jelas dan mudah digunakan. Tingkat kepuasan pengguna sangat tinggi, dengan skor 4,7. Ini menunjukkan bahwa pengguna sangat puas dengan pengalaman menggunakan Desain B.

Desain C mendapatkan skor "Layak" dalam learnability, memorability, dan satisfaction, tetapi hanya "Cukup" dalam hal error. Meskipun cukup memuaskan, Desain C kurang efisien dibandingkan dengan Desain B, terutama dalam mengurangi kesalahan pengguna.

Desain Terbaik yang tepat untuk digunakan ritel Lestari snack and bakery adalah Desain yang memiliki nilai kegunaan lebih tinggi. Dari analisis usability didapatkan bahwa Desain B adalah desain terbaik dari segi usability, dengan skor tertinggi di semua elemen. Ini menjadikannya pilihan yang paling unggul untuk diterapkan. Sedangkan Desain A dan C memiliki performa yang baik namun berada di kategori "Layak". Keduanya memerlukan peningkatan lebih lanjut untuk mencapai efisiensi dan kepuasan pengguna yang lebih tinggi, terutama dalam hal mengurangi kesalahan dan meningkatkan kemudahan penggunaan.

c. SUS Scale

Pemilihan pengolahan data untuk Implementasi uji Usabilitas menggunakan SUS berdasarkan pernyataan dari Sauro (2011) tentang SUS, kesimpulan dari analisis data yang luas, adalah sebagai berikut:

- a. SUS dapat diandalkan atau reliable. Pengguna merespons dengan konsisten terhadap item skala, dan SUS telah terbukti mampu mendeteksi perbedaan pada sampel yang lebih kecil dibandingkan dengan kuesioner lainnya.
- b. SUS valid. Artinya, alat ukur ini mengukur apa yang dimaksudkan untuk diukur.
- c. SUS bukanlah alat diagnostik. Artinya, SUS tidak memberitahu Anda apa yang membuat suatu sistem dapat digunakan atau tidak. Artinya tidak dapat mendiagnosa elemen pasti yang membuat sistem usable.
- d. SUS mengukur baik kemudahan learnability maupun usability (5 elemen) sistem.
- e. Skor SUS memiliki korelasi yang sedang dengan *performance testing*.

Hasil Evaluasi menggunakan System Usability Scale (SUS) menghasilkan nilai rata-rata 74. Menurut Brooke dilihat dari hasil persentil score SUS pada [Gambar 1](#), sistem ErgoBundling termasuk dalam Rating "Good" dengan Level Usability "Acceptable" yang berarti hasil dari uji usability dapat diterima untuk merepresentasikan sistem tersebut "Good" atau Baik dalam aspek *usability* yaitu *Learnability, Memorability, Error, Efficiency, dan Satisfaction*. Sistem Ergo-Bundling "Baik" dalam seluruh aspek tersebut dikarenakan pertanyaan SUS dapat dikolaborasi dengan teori dari Neilson. Didukung oleh penelitian terdahulu Yogananti (2022) dengan Uji Usabilitas menggunakan SUS mendapatkan hasil bahwa

ke 5 aspek Nielsen yaitu Learnability, Memorability, Error, Efficiency dan Satisfaction terdapat dalam 10 aspek pertanyaan oleh Brooke.

Sistem yang dirancang secara ergonomis adalah sistem yang memiliki usability baik, desain tampilan yang ramah bagi user, aksesibilitas baik, performa baik, memiliki keamanan data dan memiliki dokumentasi. Kebutuhan Ergonomis tersebut telah dipenuhi oleh sistem Ergo-Bundling, dilihat dari aspek yang dimiliki oleh sistem antara lain:

a. Performa Sistem

Untuk mengetahui tingkat performa sistem telah dilakukan Performance testing dengan hasil yaitu Cukup Efisien, cukup efisien berarti memiliki performa yang cukup baik

b. Usabilitas sistem

Usabilitas dianalisis menggunakan System Usability scale menunjukkan sistem memiliki *Good Usability*

c. Keamanan

Sistem dijalankan dalam server berbasis internet untuk meningkatkan kecepatan olah data menggunakan machine learning. Selain itu sistem dirancang dengan menggunakan user Login yang dijalankan oleh server sehingga keamanan data terjamin, pihak luar tidak dapat mengakses secara bebas data yang telah tersimpan dalam server.

d. Dokumentasi dan Aksesibilitas

Sistem dirancang dengan model MERN untuk meningkatkan aksesibilitas sistem yang mana perusahaan dapat mengganti data yang dibutuhkan secara berkala dan mudah diakses menggunakan postman, visual studio atau platform sejenis untuk mengedit data. Selain itu seluruh data yang diinput baik itu telah dilakukan edit atau data sebelumnya dapat disimpan dalam *path* sistem sehingga dokumentasi lebih tersusun dengan baik. Dokumentasi yang baik dapat mempermudah perusahaan dalam recall data maupun evaluasi.

Dari keseluruhan aspek tersebut sistem Ergo-Bundling dapat dikategorikan sebagai sistem yang ergonomis. Sehingga diharapkan dapat menurunkan beban kerja mental maupun fisik, menurunkan error dan meningkatkan kepuasan bagi pengguna.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

1.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian berhasil merancang Sistem Rekomendasi untuk Lestari Snack and Bakery berbasis data mining, khususnya analisis keranjang pasar. Hasil dari Data Mining adalah sebuah sistem bundling otomatis membangkitkan 5 rekomendasi mix bundling yang terdiri dari 3-itemset bundling dan 1 itemset unbundling, produk dengan nilai minimal support 30% dan minimal confidence 40% yang memiliki model rekomendasi Harga Bundling yaitu Jika $HPP \ x1 \geq 7500$, maka $HB \neq 11,000$, Jika $x1 = \text{Minuman}$, maka $HB = 13,000$ yang mana $x1$ adalah produk dengan masa kadaluarsa 1 hari, dan Jika $x1 = \text{Makanan}$, maka $HB = 11,000$, Jika $HPP \ x2 \geq 7500$, maka $HB \neq 11,000$ dan Jika $x2 = \text{Minuman}$, maka $HB = 13,000$, Jika $x2 = \text{Makanan}$, maka $HB = 11,000$, yang mana $x2$ adalah produk dengan masa kadaluarsa 3 hari. Jika $HPP \ x3 \geq 7500$, maka $HB = 12,000$ dan Jika $x3 \leq 7500$ maka $HB = 11,000$, yang mana $x3$ adalah produk kurang laku, dengan syarat margin keuntungan diatas 20% dibandingkan harga jual unbundling.
2. Desain Aplikasi yang terpilih adalah Desain B dengan nilai Efisiensi “Sangat cepat” yaitu 0,05 tugas/detik serta memiliki nilai “Sangat Layak” pada elemen Learnability, Memorability, Error dan Satisfaction. Tingkat usability yang tinggi akan meningkatkan kenyamanan penggunaan, sehingga memudahkan pengusaha ritel dalam mengelola dan mengoptimalkan penjualan produk hal ini didukung oleh hasil evaluasi yang dilakukan pada Desain terpilih yaitu Desain B yang menunjukkan tingkat usability dengan nilai SUS sebesar 74 dengan kategori Sistem “Baik” dan “Acceptable” jika diterapkan pada perusahaan

1.2 Saran

Untuk meningkatkan dari tingkat "acceptable" ke tingkat yang lebih tinggi ritel dapat mempertimbangkan langkah-langkah perbaikan. Dengan memperhatikan aspek-aspek tertentu, sistem dapat dioptimalkan untuk memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik dan mencapai tingkat usability yang lebih tinggi dari sekadar "acceptable". Penelitian kedepan dapat mempertimbangkan untuk melakukan optimasi sistem dalam hal meningkatkan tingkat usability antara lain:

- a. **Improve Learnability:** Buat panduan pengguna yang lebih jelas, tutorial interaktif, dan antarmuka yang lebih intuitif untuk mempermudah pengguna baru.
- b. **Enhance Memorability:** Pastikan konsistensi dalam desain antarmuka dan navigasi untuk membantu pengguna mengingat bagaimana cara menggunakan sistem.
- c. **Reduce Errors:** Identifikasi dan perbaiki bagian-bagian sistem yang menyebabkan kesalahan pengguna. Tingkatkan pesan kesalahan dan bantuan sistem.
- d. **Increase Satisfaction:** Kumpulkan umpan balik pengguna secara teratur dan lakukan perbaikan berdasarkan saran dan kritik yang diberikan. Fokus pada peningkatan aspek-aspek yang sering disebutkan pengguna sebagai kurang memuaskan.

DAFTAR PUSTAKA

Adams, William J., Janet L. Yellen. 1976. "Commodity Bundling and The Burden of Monopoly." *The Quarterly Journal of Economics*, Michigan, University of Michigan

Anastasia Griva, Cleopatra Bardaki, Katerina Pramatari, Dimitris Papakyriakopoulos (2018) Retail Business Analytics: Customer Visit Segmentation Using Market Basket Data, Expert Systems With Applications, doi: 10.1016/j.eswa.2018.01.029

Andreas Gregoriades, Maria Pampaka, Herodotos Herodotou, Evripides Christodoulou (2021) Supporting digital content marketing and messaging through topic modelling and decision trees, *Expert Systems With Applications* 184 - 115546, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115546>

Anna Kristiana Y, Poppy Ismalina, M.Ec.Dev., Ph.D. Universitas Gadjah Mada (2022) Pengaruh Digitalisasi Terhadap Produktivitas Usaha Industri Pengolahan Mikro Dan Kecil Di Indonesia. Tesis. <http://etd.repository.ugm.ac.id/>

Asnat Greenstein-Messica, Lior Rokach (2020) Machine learning and operation research based method for promotion optimization of products with no price elasticity history, *Electronic Commerce Research and Applications* 40 - 100914, <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2019.100914>

Bangor, A., Kortum, P. dan Miller, J. (2009) "Determining What Individual SUS Scores Mean: Adding an Adjective Rating Scale," *Journal of Usability Studies*, 4(3), hal. 114–123. Tersedia pada: http://uxpajournal.org/wp-content/uploads/sites/8/pdf/JUS_Bangor_May2009.pdf.

Bramer, Max (2007) *Principles of Data Mining*, Springer Science

C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, New York, NY, USA:Springer-Verlag, 2006.

Chehbi-Gamoura, S., Derrouiche, R., Damand, D., & Barth, M. (2019). Insights from big Data Analytics in supply chain management: an all-inclusive literature review using the SCOR model. *Production Planning & Control*, 1–27. <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.163983onl9>

Chen Jun, Qiao Hui. Research on the application of data mining technology in retail business [J]. *Modern Management*, 2021, 11(2): 146-151. <https://doi.org/10.12677/MM.2021.112018>

Connolly T, Begg C. 2005. Database System: A Practical Approach to Design, Implementation, and Management. Fourth Edition, Addison Wesley, England.

Dempsey, Patrick G., Wogalter, Michael S., & Hancock, Peter A. (2000). What's in a name? Using terms from definitions to examine the fundamental foundation of human factors and ergonomics science. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 1(1), 3-10.

Dinas Perindustrian dan Perdagangan DIY, Rendro Prasetyo, ST, M.Eng, (2022) Digitalisasi Dan Keberlanjutan Usaha, disperindag.jogjapro.go.id

Ernesto Mastrocinque, F. Javier Ramírez, Andrés Honrubia-Escribano (2022) Industry 4.0 enabling sustainable supply chain development in the renewable energy sector: A multi-criteria intelligent approach, *Technological Forecasting & Social Change* 182- 121813, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121813>

Feri Sulianta, Yosi Malatta Madsua, Yenie Syukriyah, Marchel Maulana Fahrezi (2023) Konsumen Sebagai Co-Creation untuk Menentukan Strategi Bisnis Menggunakan Algoritma Apriori pada Industri Retail Skala Internasional. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*. Vol. 11, No. 3, Juli 2023. DOI: 10.26418/justin.v11i3.67377

Grant, R.M. (2010). *Contemporary Strategy Analysis*. 7th ed. John Wiley & Sons, p. 239-241, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.06.025>

Han, J. dan M. Kamber. (2006). *Data Mining Concepts and Techniques Second Edition*. San Francisco: Morgan Kaufmann

Harshali Patil, et al. (2023). Enhancing Retail Strategies through Apriori, ECLAT & FP Growth Algorithms in Market Basket Analysis. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 11(9), 3831–3838. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i9.9637>

Hoyer, W.D. (2012) *Consumer Behavior*, International Edition, <https://books.google.co.id/books?id=DarWtwEACAAJ>, Cengage Learning

IBM (2021) *CRISPM-DM in SPSS Modeler*. Retrieved from <https://www.ibm.com/overview-crisp-dm-in-spss-modeler>

IBM. (2019). *Data Science and Machine Learning*. Retrieved from [www.ibm.com: http://www.ibm.com/analytics/machine-learning](http://www.ibm.com/analytics/machine-learning)

Iqbal H. Sarker, A. S. M. Kayes and Paul Watters (2019) Effectiveness analysis of machine learning classification models for predicting personalized context-aware smartphone usage, *J Big Data* (2019) 6:57, <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0219-y>

Issa, T. (2014). Online Shopping and Human Factors. In: Lacka, E., Chan, H., Yip, N. (eds) E-commerce Plat-form Acceptance. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-06121-4_7

Issa, T., Isaias, P. (2015). Models and Methodologies. In: Sustainable Design. Springer, London. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6753-2_6

Issa, T., Isaias, P. (2015). Usability and Human Computer Interaction (HCI). In: Sustainable Design. Springer, London. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-6753-2_2

Iva Alviyanti. 2023. Perbandingan Penerapan Metode Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori Dengan FP-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembicaraan Masyarakat Indonesia Terait Radikalisme di Twitter. Skripsi. UIN Hidayatullah Jakarta. Teknik Informatika

Jabat, J. T., & Murdani, M. (2019). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Produk Retail Menggunakan Metode Clustering. Pelita Informatika: Informasi dan Informatika, 8(1), 26-32.

Jakob Nielsen, Usability 101: Introduction to Usability, Nielsen Norman group, URL: <http://www.nngroup.com/articles/usability-101-introduction-to-usability/> [Accessed November 2016, vol 9, page : 35, (2012)

Kate Follis , Kent Sharkey, (2023) Microsoft Learn pada laman diakses 22/02/2024, 10:26 <https://learn.microsoft.com/id-id/dax/path-function-dax>

Korfiatis, Stamolampros, Kourouthanassis, & Sagiadinos (2019) , Measuring service quality from unstructured data: A topic modeling application on airline passengers' online reviews, Expert Systems with Applications, Volume 116, Pages 472-486, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.037>

Kumar, M.R., Venkatesh, J. & Rahman, A.M.J.M.Z. Data mining and machine learning in retail business: developing efficiencies for better customer retention. J Ambient Intell Human Comput (2021). <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02711-7>

Kurniawan, A., & Suwaryo, N. (2023). Analysis of the Apriori Algorithm for Enhancing Retail Product Staple Sales Recommendations. International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS), 3(3), 449–456. <https://doi.org/10.35870/ijsecs.v3i3.1877>

Kusrini dan Emha Taufik Luthfi. 2009. Algoritma Data Mining. ANDI, Yogyakarta

Kusrini dan Emha Taufiq Luthfi. 2009. Algoritma Data Minin. Penerbit Andi

Kutuzova Tatiana, Melnik Mikhaila (2018) Market basket analysis of heterogeneous data sources for recommendation system improvement, *Procedia Computer Science* 136, 246–254, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.263>

Larose, Daniel. (2004). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. 10.1002/0471687545.

MB Rosson, JM Carroll (2002) *Usability engineering: scenario-based development of human-computer interaction*. Publisher : Morgan Kaufmann.

MD. Imtiaz Uddin, Tanvir Ahmed, A.H.M Saiful Islam, Redoyan Raz, Tanvir Ahmed, & A.H.M Saiful Islam. (2020). Application and Analysis of Retail Inventory Using Data Mining Techniques. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 20(G2), 27–33. Retrieved from <https://computerresearch.org/index.php/computer/article/view/1902>

Mia Fijriani, Umi Hayati, Gifthera Dwilestari, Ade Rizki Rinaldi, Faturrohman (2023) Implementasi Market Basket Analysis Pada Toko Retail Menggunakan Algoritma Apriori. *KOPERTIP: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer* Vol. 07, No.01, Bulan Februari 2023, pp.29-34, <https://doi.org/10.32485/kopertip.v7i1.252>

Michael J. A. Berry, Gordon S. Linoff (2004) *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*, Edisi 2, Penerbit John Wiley & Sons, ISBN 0764569074, 9780764569074

Mohapatra, S. Human and computer interaction in information system design for managing business. *Inf Syst E-Bus Manage* 19, 1–11 (2021). <https://doi.org/10.1007/s10257-020-00475-3>

Morten Brinch, Jan Stentoft, Jesper Kronborg Jensen, Christopher Rajkumar (2018) Practitioners understanding of big data and its applications in supply chain management, *International Journal of Logistics Management*, The, <https://doi.org/10.1108/IJLM-05-2017-0115>

Mourad Gridach (2020) Hybrid deep neural networks for recommender systems, *Neurocomputing* 413 (2020) 23–30,

MSc. Kujtim HAMELI (2018) A Literature Review of Retailing Sector and Business Retailing Types, *ILIRIA International Review – Vol 8, No 1* © Felix-Verlag, Holzkirchen, Germany and Iliria College, Pristina, Kosovo many other places. <http://dx.doi.org/10.21113/iir.v8i1.386>

N. R. Riyadi (2019) Pengujian Usability Untuk Meningkatkan Antarmuka Aplikasi Mobile Myumm Students,” *Sistemasi*, vol. 8, no. 1, p. 226, doi: 10.32520/stmsi.v8i1.346

N. R. Riyadi (2019) Pengujian Usability Untuk Meningkatkan Antarmuka Aplikasi Mobile Myumm Students, *Sistemasi*, vol. 8, no. 1, p. 226, doi: 10.32520/stmsi.v8i1.346

Nielsen J. (2012); *Usability 101: Introduction to usability*. Nielsen Norman Group. [Internet]; link tersedia : <http://www.nngroup.com/articles/usability-101-introduction-to-usability/>.

Nurchahyo, G.W (2013) Penerapan tana Mining dengan Algoritma A Priori untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan. <http://jurnalcoreit.lppm-stmik.ibbi.ac.id>

Nurmayanti, W. P., Sastriana, H. M., Rahim, A. ., Gazali, M. ., Hirzi, R. H., Ramdani, Z., & Malthuf, M. . (2021). Market Basket Analysis with Apriori Algorithm and Frequent Pattern Growth (Fp-Growth) on Outdoor Product Sales Data *International Journal of Educational Research and Social Sciences (IJERSC)*, 2(1), 132–139. <https://doi.org/10.51601/ijersc.v2i1.45>

P.K.Goswami and A. Sharma (2021) Realtime analysis and visualization of data for instant decisions, A futuristic requirement of the digital world, *Materials Today: Proceedings*, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.02.193>

Pantano, E., & Gandini, A. (2017). Innovation in consumer-computer-interaction in smart retail settings. *Computers in Human Behavior*, 77, 365–366. doi:10.1016/j.chb.2017.08.037

Porter, M. E. (1985). *Competitive advantage: creating and sustaining superior performance*. Nova Science Publishers.

Purnama, B. (2019). *Pengantar Machine Learning, Konsep dan Praktikum dengan Contoh Latihan Berbasis R dan Phyton*. Bandung: Informatika Bandung. M

Qisman, dkk (2021) Market basket analysis using apriori algorithm to find consumer patterns in buying goods through transaction data (case study of Mizan computer retail stores). *Journal of Physics: Conference Series*, Volume 1722, Tenth International Conference and Workshop on High Dimensional Data Analysis (ICW-HDDA-X) 12-15 October 2020, DOI 10.1088/1742-6596/1722/1/012020

Rakesh Agrawal, Tomasz Imielinski, and Arun Swami. Mining association rules between sets of items in large databases. In *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pages 207–216. ACM Press, 1993.

RWI Consulting (2019) RWI Consulting - PT Jagad Prima Mandiri, Enterprise Risk Management pada <https://rwi.co.id/berbagai-teknik-identifikasi-analisis-dan-evaluasi-risiko-iec-310102019/> diakses 25 Mei 2024

S. Lessmann, J. Haupt and K. Coussement et al., (2019) Targeting customers for profit: An ensemble learning framework to support marketing decision-making, Information Sciences, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.027>

Sauro, Jeff. "Measuring Usability with the System Usability Scale (SUS): MeasuringU." 2 Februari 2011. <http://www.measuringu.com/>

Servidio, R., Davies, B., & Hapeshi, K. (2016). Human-Computer Interaction in Consumer Behaviour. In I. Management Association (Ed.), Mobile Computing and Wireless Networks: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications (pp. 1530-1549). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-8751-6.ch068>

Shen, P., Wan, D. and Li, J. (2023), "How human-computer interaction perception affects consumer well-being in the context of online retail: from the perspective of autonomy", Nankai Business Review International, Vol. 14 No. 1, pp. 102-127. <https://doi.org/10.1108/NBRI-03-2022-0034>

Sheng-Fang Chou, Jeou-Shyan Horng, Chih-Hsing Sam Liu, Jun-You Lin (2020) Identifying the critical factors of customer behavior: An integration perspective of marketing strategy and components of attitudes, Journal of Lestari Snack and Baking and Consumer Services 55 - 102113, <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2020.102113>

Siana Halim, Tanti Octavia, Christian Alianto (2019) Designing Facility Layout of an Amusement Arcade using Market Basket Analysis, Procedia Computer Science 161 (2019) 623–629, DOI:10.1016/j.procs.2019.11.165; Corpus ID: 213949736

Soemarso. 2004. Akuntansi Suatu Pengantar. Jakarta : Salemba Empat.
Prastowo, Dwi. 2008. Analisa Laporan Keuangan : Konsep dan Aplikasi. (Edisi Kedua).

Sritomo Wignjosoebroto (1995) Ergonomi Stidi Gerak dan Waktu. Surabaya : penerbitGuna Widya.

STEERS, Richard M; Jamin, Magdalena. Efektivitas Organisasi (kaidah Tingkah Laku) Richard M. Steers ; Penerjemah, Magdalena Jamin .1980

Skiera, Bernd & Olderog, Torsten. (2000). The Benefits Of Bundling Strategies. Schmalenbach Business Review (sbr). 52. 137-159. 10.1007/BF03396614.

Stone, P. H. (2011). Computer Science, An Overview. *PediaPress*, 144.

Stremersch, S., & Tellis, G. J. (2002). Strategic Bundling of Products and Prices: A New Synthesis for Marketing. *Journal of Marketing*, 66(1), 55-72. <https://doi.org/10.1509/jmkg.66.1.55.18455>

TAMBA, Saut Parsaoran et al. PENERAPAN DATA MINING UNTUK PEMBUATAN PAKET PROMOSI PENJUALAN MENGGUNAKAN KOMBINASI FP-TREE DAN TID-LIST. *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, [S.l.], v. 4, n. 2, p. 201-211, dec. 2021. ISSN 2621-3079. <https://doi.org/10.37600/tekinkom.v4i2.309>

Tianyi Hua, Qixuan Ma, Shiran Zeng (2023), What are Factors Affecting Consumer Behavior, A Case Analysis of TikTok. *Proceedings of the 2022 International Conference on Science Education and Art Appreciation (SEAA 2022)*, https://dx.doi.org/10.2991/978-2-494069-05-3_113

Ting Li, Can Zhang, "Research on the Application of Multimedia Entropy Method in Data Mining of Retail Business", *Scientific Programming*, vol. 2022, Article ID 2520087, 13 pages, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/2520087>

Usha Ramanathan, Nachiappan Subramanian, Wantao Yu & Rohini Vijaygopal (2017) Impact of customer loyalty and service operations on customer behaviour and firm performance: empirical evidence from UK Lestari Snack and Bakery sector, *Production Planning & Control*, 28:6-8, 478-488, <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1309707>

Van Der Aalst, W., Van Hee, K. M., & van Hee, K. (2004). *Workflow management: models, methods, and systems*. MIT press.

Van Vliet, V. (2010). Porter's Value Chain Analysis. Retrieved [04-01-2023] from Toolshero: <https://www.toolshero.com/management/value-chain-analysis-porter>

Vidhya R. Vasekar, Tushar Sawant, Swapnil Wankhede (2019) A Review on Online Supermarket Models And Customer Interpretations, *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR)*, <http://www.jetir.org/papers/JETIRBO06017.pdf>

Yadav, M. S., & Monroe, K. B. (1993). How buyers perceive savings in a bundle price: An examination of a bundle's transaction value. *Journal of Marketing Research*, 30(3), 350–358. <https://doi.org/10.2307/3172886>

imon, H., Wuebker, G. (1999). Bundling — A Powerful Method to Better Exploit Profit Potential. In: Fuerderer, R., Herrmann, A., Wuebker, G. (eds) Optimal Bundling. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-09119-7_2

Z. Ge, Z. Song, S. X. Ding and B. Huang, "Data Mining and Analytics in the Process Industry: The Role of Machine Learning," in IEEE Access, vol. 5, pp. 20590-20616, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2756872.

LAMPIRAN I DATA PENJUALAN LESTARI BAKERY

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
1	Bollen_pisang	Kue_Kering	Risoles	RotiManis_Keju					
2	Kroket	EsKopi_botol	Kroisan						
3	Kroket	Bollen_pisang							
4	Risoles	EsKopi_botol	RotiManis_Keju	Roti_Tawar					
5	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	EsKopi_botol	Roti_Tawar					
6	Kroket	Maffin	EsCoklat_botol	Risoles	EsKopi_botol				
7	Kue_lumpur	Bollen_pisang							
8	Camilan_khas_pati	Donat	Kroket	Bollen_pisang	Kue_lumpur				
9	Sosis_solo	Bollen_pisang							
10	Kroket	Kue_lumpur							
11	Kroket	Brownies	Roti_Tawar	Donat	EsCoklat_botol				
12	Bollen_pisang	Kue_Kering	EsCoklat_botol	Kroket	RotiManis_Keju	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
13	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati							
14	Maffin	Apem	RotiManis_Keju						
15	Roti_Tawar	Donat							
16	Kue_Kering	Kroisan	Donat	Kue_lumpur					
17	RotiManis_Keju	Bollen_pisang							
18	Risoles	Bollen_pisang							
19	Roti_Tawar	Bollen_pisang							
20	Misoa	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
21	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
22	Kue_Kering	Kroket							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
23	Kroket	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
24	Kroket	Roti_Tawar	Arem_arem	RotiManis_Selai	Kue_lumpur				
25	Kroket	Apem	Sosis_solo	Lemper	Maffin	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	
26	EsKopi_botol	EsCoklat_botol							
27	Kroket	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
28	Arem_arem	Apem	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol					
29	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
30	Kue_Kering	EsCoklat_botol	Donat	Kroket	Kue_lumpur	Arem_arem			
31	Kroket	EsCoklat_botol	Roti_Tawar	Kue_Kering					
32	RotiManis_Keju	Lemper	Camilan_khas_pati	Kue_Kering	EsCoklat_botol	Arem_arem	Donat		
33	Kue_lumpur	Kroket	EsCoklat_botol	Donat	Brownies				
34	Sosis_solo	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai	Maffin	Brownies	Arem_arem	Donat	Kroket	
35	Bollen_pisang	Kue_Kering	Apem						
36	Risoles	EsCoklat_botol							
37	RotiManis_Keju	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
38	Brownies	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
39	Kue_lumpur	Kroket	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai					
40	Bollen_pisang	Kue_Kering	Sosis_solo						
41	Arem_arem	Apem	RotiManis_Keju	Kroket	Maffin	EsCoklat_botol			
42	Kroket	Apem	EsCoklat_botol	Maffin	RotiManis_Keju	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
43	Bollen_pisang	Kue_Kering							
44	Brownies	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
45	Kue_Kering	EsKopi_botol	RotiManis_Keju	Arem_arem	Maffin	Sosis_solo	Donat	Kroket	
46	EsKopi_botol	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
47	Risoles	EsCoklat_botol							
48	Kue_lumpur	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
49	Risoles	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
50	Kue_lumpur	Kroket	Maffin	RotiManis_Selai	Brownies	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	
51	Arem_arem	Apem	Lemper	Kue_lumpur					
52	Brownies	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
53	RotiManis_Keju	RotiManis_Coklat	Sosis_solo	Maffin					
54	Kroket	Donat	Sosis_solo	RotiManis_Selai	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Kue_Kering	Arem_arem	
55	Kroket	EsKopi_botol	Arem_arem	Kue_lumpur	Maffin				
56	Kroket	Roti_Tawar	EsCoklat_botol	Kue_lumpur					
57	Risoles	RotiManis_Coklat	Arem_arem						
58	Kue_lumpur	Sosis_solo	EsCoklat_botol	Risoles	Kroisan	Arem_arem	Donat		
59	RotiManis_Keju	Risoles	EsCoklat_botol	KunirAsem_botol	Maffin	Arem_arem			
60	Kue_lumpur	Kroket	Arem_arem						
61	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Donat	Kue_lumpur	Maffin	Arem_arem	Kue_Kering		
62	Arem_arem	Kroket							
63	Arem_arem	Risoles	EsCoklat_botol						
64	Maffin	Donat	Camilan_khas_pati	Roti_Tawar	Brownies				
65	Kue_lumpur	Kroket	RotiManis_Keju						
66	Kroket	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
67	Kroisan	EsKopi_botol							
68	Kue_lumpur	RotiManis_Keju							
69	Arem_arem	EsCoklat_botol	RotiManis_Keju						
70	Kroket	Brownies	Bollen_pisang	Maffin	KunirAsem_botol	Arem_arem	Donat	EsCoklat_botol	
71	Kue_lumpur	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
72	Kroket	Maffin	Risoles	Kue_Kering	Lemper	EsCoklat_botol	Donat		
73	Maffin	Arem_arem	EsCoklat_botol	Brownies	Kue_lumpur	Kroisan	Donat	Kroket	
74	Kroket	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol						

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
75	RotiManis_Coklat	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
76	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Kroket	Kue_Kering					
77	Bollen_pisang	Kue_Kering	RotiManis_Keju	Kroket	Kue_lumpur				
78	Maffin	Apem	EsCoklat_botol	Lemper	Kroisan				
79	Misoa	EsCoklat_botol	RotiManis_Keju	Donat					
80	RotiManis_Coklat	EsKopi_botol							
81	Roti_Tawar	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
82	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Donat	Brownies	Maffin	Arem_arem	Kue_Kering	Kroket	
83	Kue_lumpur	Kroket	KunirAsem_botol	Lemper					
84	RotiManis_Selai	EsKopi_botol	Donat	Camilan_khas_pati	Kue_lumpur	Arem_arem	Kue_Kering		
85	EsKopi_botol	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
86	Arem_arem	Apem	Sosis_solo	Maffin	Lemper	EsCoklat_botol	Donat		
87	EsKopi_botol	RotiManis_Keju							
88	Sosis_solo	Kroket	EsCoklat_botol						
89	Bollen_pisang	Kue_Kering							
90	Lemper	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati						
91	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati							
92	RotiManis_Keju	Apem	Arem_arem						
93	Bollen_pisang	Kue_Kering	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai					
94	Sosis_solo	RotiManis_Coklat	Kue_lumpur	Donat	Misoa	EsKopi_botol	Kue_Kering	Arem_arem	
95	Kroisan	Bollen_pisang							
96	RotiManis_Keju	Lemper							
97	Arem_arem	Sosis_solo	Camilan_khas_pati	Roti_Tawar	KunirAsem_botol	Apem	Donat	Kroket	
98	Roti_Tawar	RotiManis_Coklat	Kue_lumpur	Kue_Kering	Maffin	KunirAsem_botol	Donat	Arem_arem	
99	Kroket	EsKopi_botol	Maffin						
100	Bollen_pisang	Kue_Kering							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
101	Lemper	RotiManis_Keju							
102	Arem_arem	Kroket	Donat	Maffin	Sosis_solo	KunirAsem_botol	Kue_Kering	Camilan_khas_pati	
103	Maffin	Apem	EsCoklat_botol						
104	Arem_arem	EsCoklat_botol	Kroisan	EsKopi_botol	KunirAsem_botol	Apem	Donat	Kroket	
105	Lemper	Bollen_pisang							
106	Kue_lumpur	RotiManis_Coklat							
107	Bollen_pisang	Kue_Kering	Brownies	Risoles	EsCoklat_botol	Arem_arem			
108	Kroket	Risoles	Camilan_khas_pati	Arem_arem	Brownies	EsCoklat_botol	Donat		
109	Sosis_solo	Bollen_pisang							
110	Kroket	Brownies							
111	Maffin	Apem	Camilan_khas_pati	Misoa	Lemper	KunirAsem_botol	Donat	Arem_arem	
112	Risoles	EsCoklat_botol							
113	Kroket	Roti_Tawar	Donat	Risoles	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Kue_Kering	Arem_arem	
114	Bollen_pisang	Kue_Kering							
115	Bollen_pisang	Kue_Kering	EsCoklat_botol	Kue_lumpur					
116	Kroket	EsCoklat_botol	Kroisan						
117	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Donat	Risoles	Kroisan	Arem_arem			
118	RotiManis_Keju	Lemper	EsCoklat_botol	Risoles	RotiManis_Coklat	Arem_arem	Donat		
119	Kroket	Roti_Tawar	RotiManis_Keju						
120	Maffin	Kroket	Sosis_solo	Roti_Tawar	EsKopi_botol	Arem_arem	Donat	Bollen_pisang	
121	Maffin	Apem	Risoles	Kue_Kering					
122	Risoles	Roti_Tawar	RotiManis_Keju	Kroket					
123	Risoles	EsCoklat_botol							
124	Camilan_khas_pati	Sosis_solo							
125	Risoles	Bollen_pisang							
126	Maffin	Apem	Kue_lumpur	Kue_Kering	Misoa	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
127	Misoa	Bollen_pisang							
128	Misoa	Bollen_pisang							
129	Arem_arem	KunirAsem_botol	Camilan_khas_pati						
130	Kroisan	Bollen_pisang							
131	Maffin	Roti_Tawar							
132	Kroket	EsKopi_botol	Roti_Tawar	Sosis_solo	Maffin				
133	Risoles	Bollen_pisang							
134	Bollen_pisang	Kue_Kering							
135	Kroisan	Kroket	Risoles						
136	Kroket	Brownies	EsKopi_botol						
137	Lemper	Bollen_pisang							
138	Kue_lumpur	Kroisan							
139	Brownies	Bollen_pisang							
140	Brownies	Bollen_pisang							
141	Maffin	Apem	EsCoklat_botol	Risoles	Kue_lumpur				
142	Camilan_khas_pati	RotiManis_Keju	Arem_arem						
143	Kroket	RotiManis_Coklat							
144	Kroket	Bollen_pisang							
145	Bollen_pisang	Kue_Kering	RotiManis_Keju	Maffin	Kue_lumpur	EsKopi_botol	Donat		
146	Maffin	Apem							
147	Maffin	KunirAsem_botol	Arem_arem	Misoa	Brownies	Sosis_solo	Donat	Kroket	
148	Kue_Kering	EsKopi_botol	KunirAsem_botol	Camilan_khas_pati	RotiManis_Keju				
149	RotiManis_Keju	Arem_arem	Sosis_solo	Risoles	EsCoklat_botol	Brownies			
150	Risoles	Kroket							
151	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Risoles	Kroket	Kroisan	Arem_arem			
152	Arem_arem	Kroket	Kue_lumpur	RotiManis_Selai	Brownies	EsKopi_botol	Donat		

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
153	Kue_lumpur	Bollen_pisang							
154	RotiManis_Keju	Lemper	Misoa	RotiManis_Coklat	EsKopi_botol	Arem_arem			
155	Kue_lumpur	Kroket	EsCoklat_botol	Maffin	Kroisan	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
156	EsKopi_botol	Kue_lumpur							
157	Sosis_solo	Bollen_pisang							
158	Kroket	Apem	Arem_arem	Donat	Maffin				
159	Kroket	Brownies	Sosis_solo	Maffin	Lemper				
160	Bollen_pisang	Kue_Kering	Donat	EsKopi_botol	KunirAsem_botol				
161	Kroket	Maffin	Apem	Risoles					
162	Maffin	EsCoklat_botol	Lemper						
163	Kroket	RotiManis_Selai	EsCoklat_botol						
164	Brownies	Bollen_pisang							
165	Maffin	Kroket	Donat	Bollen_pisang					
166	EsCoklat_botol	Risoles							
167	RotiManis_Keju	Apem	EsCoklat_botol						
168	Kroket	Brownies	Risoles						
169	Maffin	Lemper	RotiManis_Keju						
170	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
171	RotiManis_Keju	Donat	Sosis_solo	Maffin	Brownies	EsCoklat_botol	Kue_Kering	Arem_arem	
172	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
173	Kroisan	KunirAsem_botol	Kue_lumpur	Camilan_khas_pati	Misoa				
174	EsCoklat_botol	Bollen_pisang							
175	Kroisan	Roti_Tawar	RotiManis_Keju	Camilan_khas_pati	Brownies	EsCoklat_botol	Donat	Arem_arem	
176	Kroket	Roti_Tawar	Arem_arem	RotiManis_Selai					
177	Kroket	Apem							
178	Kroisan	EsKopi_botol							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
179	Arem_arem	Sosis_solo	EsKopi_botol						
180	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Kroisan	RotiManis_Selai	Maffin				
181	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati						
182	Camilan_khas_pati	Kroisan							
183	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol							
184	Lemper	EsCoklat_botol	Kroisan	Kue_lumpur					
185	RotiManis_Selai	Kue_lumpur							
186	Maffin	KunirAsem_botol	EsCoklat_botol	Kue_lumpur	Lemper	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
187	Kue_lumpur	EsCoklat_botol							
188	Kroisan	Roti_Tawar	RotiManis_Keju	Maffin	EsKopi_botol	Arem_arem	Donat		
189	Maffin	Donat	EsCoklat_botol	Kue_Kering	Kue_lumpur	Arem_arem			
190	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
191	Roti_Tawar	Bollen_pisang							
192	Misoa	Bollen_pisang							
193	Kroisan	Apem	Risoles	RotiManis_Selai	Maffin				
194	Maffin	Apem							
195	Lemper	Bollen_pisang							
196	Bollen_pisang	Kue_Kering	Camilan_khas_pati	Maffin	RotiManis_Keju	EsKopi_botol	Donat		
197	Brownies	Bollen_pisang							
198	Sosis_solo	Risoles	Arem_arem	KunirAsem_botol	Brownies				
199	Maffin	Arem_arem	EsCoklat_botol	Roti_Tawar	Brownies				
200	Arem_arem	EsCoklat_botol	Risoles						
201	Brownies	Bollen_pisang							
202	Misoa	Bollen_pisang							
203	Kroisan	Apem							
204	Brownies	Bollen_pisang							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
205	Kroket	EsCoklat_botol	Sosis_solo						
206	Kue_lumpur	Lemper							
207	Sosis_solo	Apem	RotiManis_Selai	Maffin	RotiManis_Keju				
208	Bollen_pisang	Kue_Kering							
209	Sosis_solo	Bollen_pisang							
210	Kue_lumpur	Kroket	RotiManis_Keju						
211	Kue_Kering	EsKopi_botol	Roti_Tawar	Camilan_khas_pati	Kue_lumpur	Arem_arem			
212	EsKopi_botol	Kroisan	Kroisan	Camilan_khas_pati					
213	Arem_arem	Kroket	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati	Maffin				
214	Kroket	EsCoklat_botol	Kroisan	Camilan_khas_pati					
215	Arem_arem	Kroket	Brownies	Maffin	Sosis_solo	EsKopi_botol			
216	EsCoklat_botol	Bollen_pisang							
217	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai							
218	EsKopi_botol	RotiManis_Coklat							
219	Risoles	Bollen_pisang							
220	Bollen_pisang	Kue_Kering							
221	Arem_arem	EsCoklat_botol	Sosis_solo	Camilan_khas_pati					
222	Risoles	Bollen_pisang							
223	Arem_arem	Risoles	Kue_lumpur	Misoa	Brownies	EsCoklat_botol	Donat	Camilan_khas_pati	
224	Risoles	RotiManis_Keju							
225	Kroket	Bollen_pisang							
226	Arem_arem	Sosis_solo	Camilan_khas_pati	Misoa	EsCoklat_botol	Apem			
227	Risoles	Roti_Tawar	EsCoklat_botol	Kroket					
228	Maffin	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Kue_lumpur	Misoa	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
229	Donat	Apem	Arem_arem						
230	Brownies	Bollen_pisang							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
231	Kroket	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati	Misoa	Kroisan	Arem_arem			
232	Risoles	Arem_arem	Sosis_solo	RotiManis_Selai	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Donat	Kroket	
233	Kroket	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol						
234	Arem_arem	Risoles	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati	Maffin	Apem	Donat	Kroket	
235	Maffin	Apem	Camilan_khas_pati	Kroket	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	Donat	Arem_arem	
236	Risoles	Kroket	Maffin	Sosis_solo					
237	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Kroisan	Apem	RotiManis_Keju				
238	Kue_lumpur	KunirAsem_botol	Sosis_solo	Maffin	Lemper	Arem_arem			
239	Kroket	Risoles	RotiManis_Keju	Roti_Tawar					
240	Bollen_pisang	Kue_Kering	RotiManis_Keju	RotiManis_Selai	EsKopi_botol	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
241	Bollen_pisang	Kue_Kering	Sosis_solo	Roti_Tawar	Brownies	EsCoklat_botol	Donat		
242	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Roti_Tawar	Misoa	Kue_lumpur	Arem_arem	Donat	Kroket	
243	Bollen_pisang	Kue_Kering	Camilan_khas_pati						
244	Arem_arem	Sosis_solo	KunirAsem_botol	Kue_lumpur					
245	Maffin	Risoles	KunirAsem_botol	Lemper	Sosis_solo	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
246	RotiManis_Selai	Apem	EsCoklat_botol	Kue_lumpur					
247	Kroisan	Apem	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol					
248	Kroket	Risoles	Donat	RotiManis_Selai	Kue_lumpur				
249	Sosis_solo	Kroket	EsCoklat_botol	Risoles	Maffin	Arem_arem			
250	Kroket	EsCoklat_botol							
251	Kue_lumpur	EsCoklat_botol							
252	Arem_arem	Kroket	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai	EsKopi_botol	Apem	Donat	Camilan_khas_pati	
253	Donat	Bollen_pisang							
254	Risoles	Bollen_pisang							
255	Risoles	Kroket	Donat						
256	Kue_lumpur	Kroket	EsCoklat_botol						

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
257	Lemper	Bollen_pisang							
258	Lemper	Bollen_pisang							
259	Arem_arem	Misoa	EsCoklat_botol	Maffin	Brownies	Apem	Donat	Camilan_khas_pati	
260	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Sosis_solo	RotiManis_Selai					
261	Sosis_solo	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati	Misoa	Kue_lumpur	Arem_arem			
262	Sosis_solo	Bollen_pisang							
263	Roti_Tawar	Bollen_pisang							
264	RotiManis_Keju	Bollen_pisang							
265	Risoles	EsKopi_botol							
266	EsKopi_botol	Bollen_pisang							
267	Maffin	Apem	Lemper	Kroisan	Sosis_solo	EsKopi_botol	Donat		
268	Kroket	Brownies	Sosis_solo	Misoa	Risoles	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	
269	Brownies	Bollen_pisang							
270	Kue_lumpur	Bollen_pisang							
271	Risoles	Arem_arem	Brownies	RotiManis_Keju	EsCoklat_botol	EsKopi_botol			
272	Maffin	Apem	EsCoklat_botol	Lemper	EsKopi_botol				
273	Kroket	Misoa	Camilan_khas_pati						
274	Kroket	Apem	KunirAsem_botol	Maffin	EsCoklat_botol	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
275	Bollen_pisang	Kue_Kering	Camilan_khas_pati	Misoa	Brownies	EsCoklat_botol	Donat	Arem_arem	
276	RotiManis_Keju	Lemper	EsCoklat_botol	RotiManis_Coklat	EsKopi_botol	Arem_arem	Donat	Kroket	
277	Roti_Tawar	Kroket	Sosis_solo	Maffin	RotiManis_Keju	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	
278	Roti_Tawar	Arem_arem	EsCoklat_botol	Risoles	Brownies	Kroisan	Donat		
279	Maffin	Arem_arem	Sosis_solo	Misoa	Brownies	EsCoklat_botol	Donat	Kroket	
280	Brownies	Bollen_pisang							
281	Kroket	Brownies	Camilan_khas_pati	Kue_lumpur					
282	Risoles	EsCoklat_botol	RotiManis_Keju	Maffin	RotiManis_Coklat	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
283	Risoles	Bollen_pisang							
284	Bollen_pisang	Kue_Kering							
285	Arem_arem	EsCoklat_botol	Kroisan	Risoles	Apem	Kroisan			
286	Kroket	RotiManis_Coklat	Sosis_solo	Lemper	Brownies				
287	Brownies	Bollen_pisang							
288	Bollen_pisang	Maffin	RotiManis_Keju						
289	Risoles	Bollen_pisang							
290	Bollen_pisang	Maffin	Camilan_khas_pati	Arem_arem	Sosis_solo				
291	Arem_arem	Bollen_pisang							
292	Roti_Tawar	Kroket	EsCoklat_botol	Kue_Kering	Kue_lumpur	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
293	RotiManis_Keju	Apem	Sosis_solo	Maffin	EsKopi_botol	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
294	Arem_arem	Kroket	Sosis_solo	RotiManis_Selai	EsKopi_botol	Apem	Donat		
295	Bollen_pisang	Maffin	Camilan_khas_pati	Kroisan	Brownies	EsCoklat_botol			
296	Bollen_pisang	Maffin	EsCoklat_botol	Donat					
297	Kroket	EsKopi_botol							
298	Brownies	Bollen_pisang							
299	Risoles	Bollen_pisang							
300	Bollen_pisang	Maffin	Sosis_solo	Kroisan					
301	Arem_arem	Apem							
302	Maffin	Risoles	Camilan_khas_pati	RotiManis_Selai	RotiManis_Keju	EsKopi_botol	Donat	Arem_arem	
303	Brownies	Bollen_pisang							
304	EsCoklat_botol	Bollen_pisang							
305	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol	Lemper	Kue_lumpur	Risoles				
306	Kroket	Brownies	RotiManis_Keju	Maffin	EsKopi_botol				
307	EsKopi_botol	Lemper							
308	Bollen_pisang	Maffin	Sosis_solo	Kue_lumpur	Lemper				

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
309	Arem_arem	Misoa	EsCoklat_botol	Risoles	Brownies	Apem	Donat	Camilan_khas_pati	
310	RotiManis_Keju	Bollen_pisang							
311	Roti_Tawar	EsCoklat_botol	Arem_arem	Risoles	Maffin				
312	Sosis_solo	Arem_arem	Maffin	Kue_lumpur	Brownies	EsCoklat_botol			
313	Donat	Bollen_pisang							
314	Risoles	RotiManis_Coklat	EsCoklat_botol						
315	Camilan_khas_pati	EsKopi_botol	Maffin	KunirAsem_botol					
316	EsKopi_botol	Kroisan							
317	Kroket	EsCoklat_botol	Camilan_khas_pati						
318	Risoles	Bollen_pisang							
319	Arem_arem	Misoa	EsCoklat_botol	EsKopi_botol	Maffin	Apem	Donat		
320	RotiManis_Keju	Apem							
321	Roti_Tawar	Risoles	Arem_arem						
322	Kue_lumpur	Arem_arem	Misoa						
323	Kroket	EsCoklat_botol							
324	Roti_Tawar	Bollen_pisang							
325	Maffin	Kroket	EsCoklat_botol	Roti_Tawar	Kroisan				
326	Bollen_pisang	Maffin	Sosis_solo	RotiManis_Selai	EsCoklat_botol	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
327	KunirAsem_botol	Kroisan							
328	Kroket	EsKopi_botol	Camilan_khas_pati	Arem_arem	Maffin				
329	RotiManis_Keju	Lemper	EsCoklat_botol	Risoles	Maffin	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
330	RotiManis_Keju	Lemper	Camilan_khas_pati						
331	Kroket	Misoa	Camilan_khas_pati	Arem_arem	Kue_lumpur				
332	Lemper	Kroisan							
333	Kroket	Bollen_pisang							
334	Lemper	Bollen_pisang							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items9
335	EsKopi_botol	Bollen_pisang							
336	Arem_arem	RotiManis_Keju	KunirAsem_botol	Risoles					
337	Bollen_pisang	Maffin	EsCoklat_botol	Lemper	Kue_lumpur	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
338	Lemper	Bollen_pisang							
339	Risoles	Bollen_pisang							
340	Maffin	Kroket	EsCoklat_botol	RotiManis_Selai	KunirAsem_botol	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
341	Arem_arem	Misoa	EsCoklat_botol	Kroket					
342	Maffin	Apem							
343	Apem	Kue_lumpur	EsKopi_botol						
344	Camilan_khas_pati	Bollen_pisang							
345	Kroisan	EsCoklat_botol	RotiManis_Keju	Risoles	Kue_lumpur	Arem_arem	Donat	Camilan_khas_pati	
346	Camilan_khas_pati	Maffin	Arem_arem						
347	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati							
348	Maffin	EsCoklat_botol	Lemper						
349	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Maffin	Apem	Misoa	Arem_arem			
350	Kroket	EsCoklat_botol	Donat	Bollen_pisang					
351	Bollen_pisang	Maffin	Arem_arem						
352	Bollen_pisang	Maffin	Arem_arem	Kue_Kering	Lemper				
353	Brownies	Bollen_pisang							
354	Kroket	EsCoklat_botol	Arem_arem						
355	Kue_lumpur	Sosis_solo	Risoles	EsCoklat_botol	EsKopi_botol				
356	Kroket	EsCoklat_botol							
357	Bollen_pisang	Camilan_khas_pati							
358	RotiManis_Keju	Bollen_pisang							
359	Kue_lumpur	EsCoklat_botol							
360	Kroket	Kroisan							

No.	Items1	Items2	Items3	Items4	Items5	Items6	Items7	Items8	Items
361	Kroket	Bollen_pisang							
362	Bollen_pisang	Maffin	RotiManis_Keju	Camilan_khas_pati					
363	Risoles	RotiManis_Coklat							
364	Maffin	Apem	Arem_arem	Kue_lumpur	EsCoklat_botol	Sosis_solo	Donat	Kroket	
365	Kroket	Apem	EsCoklat_botol	Maffin	RotiManis_Keju				
366	Maffin	Apem	Camilan_khas_pati	Kroisan	Brownies	KunirAsem_botol	Donat		
367	Bollen_pisang	Maffin	Sosis_solo	Kue_lumpur	Brownies	EsCoklat_botol	Donat	Arem_arem	
368	Kue_lumpur	Risoles	Sosis_solo	EsKopi_botol	EsCoklat_botol				
369	Kue_lumpur	Kroket	RotiManis_Keju	RotiManis_Selai	KunirAsem_botol	Arem_arem	Donat		
370	Kroket	Bollen_pisang							
371	Camilan_khas_pati	EsCoklat_botol							
372	Bollen_pisang	Maffin							
373	Bollen_pisang	Maffin							
374	Camilan_khas_pati	KunirAsem_botol	Donat	Bollen_pisang					

Data Penjualan, dan Data Forecasting pada Bulan Agustus, September, Oktober 2023 diunggah dalam file csv pada link database berikut :
<https://data-analyze-site.vercel.app/>

LAMPIRAN II HASIL WAWANCARA

a. Kuesioner

Kuesioner Penggunaan Aplikasi Ergo-Bundling


Assalamualaikum.wr.wb

Puji Syukur atas Ridho Allah yang selalu memberi kemudahan kepada kita semua dalam menjalani kegiatan kita sehari-hari sehingg dapat berkumpul untuk melakukan Performance Test dan Pengisian Kuesioner terhadap aplikasi Ergo-Bundling. Kuesioner ini berisi tentang pertanyaan seberapa layak aplikasi diterapkan pada perusahaan dinilai dari tingkat kegunaan (usability) seperti yang telah dijelaskan pada presentasi di pertemuan sebelumnya.

Terdapat dua jenis kuesioner :

1. Performance Test
2. Pengisian Kuesioner

Mohon untuk mengisi kuesioner sesuai petunjuk yang telah dijelaskan pada presentasi yang sebelumnya. Terimakasih

21916039@students.uui.ac.id [Switch account](#) 

* Indicates required question

Timestamp,"Username","Nama","Berpengalaman dalam bidang ","Apakah anda dapat melakukan login tanpa mengoreksi langkah?","Berapa waktu anda menyelesaikan tugas ""Login"" ?","Apakah anda dapat melakukan upload file bundling tanpa mengoreksi langkah?","Berapa waktu anda menyelesaikan tugas ""upload file bundling"" ?","Apakah anda dapat melakukan upload file forecasting tanpa mengoreksi langkah?","Berapa waktu anda menyelesaikan tugas ""upload file forecasting"" ?","Apakah anda dapat menemukan history tanggal 23 Januari 2024 dengan mudah?","Berapa waktu anda menyelesaikan tugas ""menemukan tanggal 23 januari 2023 pada History"" ?","Apakah anda dapat membaca hasil bundling dan forecasting dengan mudah?","Apa yang membuat anda ragu dalam menyelesaikan tugas tersebut? ","(SUS1) Saya akan sering menggunakan aplikasi ini","(SUS2) Saya menilai aplikasi ini terlalu kompleks (memuat banyak hal yang tidak perlu)","(SUS3) Saya menilai aplikasi ini mudah dijelajahi","(SUS4) Saya membutuhkan bantuan teknis untuk

Setuju (SS),"Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Tidak Setuju (TS)"

2024/04/29 11:32:55 AM GMT+7,"antoklestari@gmail.com","Anto","Pemilik Usaha","Ya Bisa","7 detik","Ya Bisa","5 detik","Ya Bisa","5 detik","Ya Bisa","8 detik","Ya Bisa","Harus dipakai berkala dulu agar bisa tau efisien tidak untuk perusahaan","Sangat Setuju (SS)","Tidak Setuju (TS)","Setuju (S)","Setuju (S)","Setuju (S)","Tidak Setuju (TS)","Setuju (S)","Tidak Setuju (TS)","Setuju (S)","Tidak Setuju (TS)","Sangat Setuju (SS)","","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Tidak Setuju (TS)","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Netral","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Sangat Setuju (SS)","Netral","Setuju (S)"

LAMPIRAN III PERHITUNGAN LABA

Table 26. HPP dan Harga Jual Produk

Item	Harga Jual	HPP
Kue Kering	20000	15000
Bollen pisang	5000	3000
Kroisan	5000	3000
Roti Tawar	15000	13000
Maffin	3500	2000
Brownies	4000	2000
RotiManis Coklat	3000	1500
RotiManis Keju	3000	1500
RotiManis Selai	3000	1500
Donat	3000	1500
Risoles	3000	1500
Sosis solo	2500	1500
Kue lumpur	2500	1500
Apem	2500	1500
Arem arem	2500	1500
Lemper	2500	1500
Misoa	2500	1500
Kroket	3000	2000

Item	Harga Jual	HPP
Camilan khas pati	12000	10000
EsCoklat botol	5000	3000
EsKopi botol	5000	3000
KunirAsem botol	5000	3000

Table 27. Perhitungan Laba produk expired 1 hari

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 1 hari									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Risoles	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
2	Bundling 1	8000	4500	Sosis solo	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
3	Bundling 1	8000	4500	Kue lumpur	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
4	Bundling 1	8000	4500	Apem	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
5	Bundling 1	8000	4500	Arem_arem	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
6	Bundling 1	8000	4500	Lemper	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
7	Bundling 1	8000	4500	Misoa	2500	1500	10500	6000	11000	5000	4500	8%	LOLOS
8	Bundling 1	8000	4500	Kroket	3000	2000	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
9	Bundling 1	8000	4500	EsCoklat_botol	5000	3000	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
10	Bundling 1	8000	4500	EsKopi_botol	5000	3000	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
11	Bundling 1	8000	4500	KunirAsem_botol	5000	3000	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
12	Bundling 2	8500	5000	Risoles	3000	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 1 hari									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Risoles	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
13	Bundling 2	8500	5000	Sosis_solo	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
14	Bundling 2	8500	5000	Kue lumpur	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
15	Bundling 2	8500	5000	Apem	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
16	Bundling 2	8500	5000	Arem_arem	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
17	Bundling 2	8500	5000	Lemper	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
18	Bundling 2	8500	5000	Misoa	2500	1500	11000	6500	11000	4500	4500	0%	LOLOS
19	Bundling 2	8500	5000	Kroket	3000	2000	11500	7000	11000	4000	4500	-7%	LOLOS
20	Bundling 2	8500	5000	EsCoklat_botol	5000	3000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
21	Bundling 2	8500	5000	EsKopi_botol	5000	3000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
22	Bundling 2	8500	5000	KunirAsem_botol	5000	3000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
23	Bundling 3	9000	5000	Risoles	3000	1500	12000	6500	11000	4500	5500	-15%	LOLOS
24	Bundling 3	9000	5000	Sosis_solo	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
25	Bundling 3	9000	5000	Kue lumpur	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
26	Bundling 3	9000	5000	Apem	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
27	Bundling 3	9000	5000	Arem_arem	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
28	Bundling 3	9000	5000	Lemper	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
29	Bundling 3	9000	5000	Misoa	2500	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
30	Bundling 3	9000	5000	Kroket	3000	2000	12000	7000	11000	4000	5000	-14%	LOLOS
31	Bundling 3	9000	5000	EsCoklat_botol	5000	3000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
32	Bundling 3	9000	5000	EsKopi_botol	5000	3000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 1 hari									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Risoles	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
													LOLOS
33	Bundling 3	9000	5000	KunirAsem_botol	5000	3000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
34	Bundling 4	10000	6000	Risoles	3000	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
35	Bundling 4	10000	6000	Sosis_solo	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
36	Bundling 4	10000	6000	Kue lumpur	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
37	Bundling 4	10000	6000	Apem	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
38	Bundling 4	10000	6000	Arem_arem	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
39	Bundling 4	10000	6000	Lemper	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
40	Bundling 4	10000	6000	Misoa	2500	1500	12500	7500	12000	4500	5000	-7%	LOLOS
41	Bundling 4	10000	6000	Kroket	3000	2000	13000	8000	12000	4000	5000	-13%	LOLOS
42	Bundling 4	10000	6000	EsCoklat_botol	5000	3000	15000	9000	12000	3000	6000	-33%	TIDAK LOLOS
43	Bundling 4	10000	6000	EsKopi_botol	5000	3000	15000	9000	12000	3000	6000	-33%	TIDAK LOLOS
44	Bundling 4	10000	6000	KunirAsem_botol	5000	3000	15000	9000	12000	3000	6000	-33%	TIDAK LOLOS
45	Bundling 5	10500	6000	Risoles	3000	1500	13500	7500	12000	4500	6000	-20%	LOLOS
46	Bundling 5	10500	6000	Sosis_solo	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
47	Bundling 5	10500	6000	Kue lumpur	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
48	Bundling 5	10500	6000	Apem	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
49	Bundling 5	10500	6000	Arem_arem	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
50	Bundling 5	10500	6000	Lemper	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 1 hari									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Risoles	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
51	Bundling 5	10500	6000	Misoa	2500	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
52	Bundling 5	10500	6000	Kroket	3000	2000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
53	Bundling 5	10500	6000	EsCoklat_botol	5000	3000	15500	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS
54	Bundling 5	10500	6000	EsKopi_botol	5000	3000	15500	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS
55	Bundling 5	10500	6000	KunirAsem_botol	5000	3000	15500	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS

Table 28. Perhitungan Laba produk expired 2-3 hari

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 2 hari									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Bollen pisang	5000	3000	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
2	Bundling 1	8000	4500	Kroisan	5000	3000	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
3	Bundling 1	8000	4500	Maffin	3500	2000	11500	6500	12000	5500	5000	8%	LOLOS
4	Bundling 1	8000	4500	Brownies	4000	2000	12000	6500	12000	5500	5500	0%	LOLOS
5	Bundling 1	8000	4500	RotiManis_Coklat	3000	1500	11000	6000	12000	6000	5000	17%	LOLOS
6	Bundling 1	8000	4500	RotiManis_Keju	3000	1500	11000	6000	12000	6000	5000	17%	LOLOS
7	Bundling 1	8000	4500	RotiManis_Selai	3000	1500	11000	6000	12000	6000	5000	17%	LOLOS
8	Bundling 1	8000	4500	Donat	3000	1500	11000	6000	12000	6000	5000	17%	LOLOS
9	Bundling 2	8500	5000	Bollen pisang	5000	3000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 2 hari									
				Produk	Harga								
10	Bundling 2	8500	5000	Kroisan	5000	3000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
11	Bundling 2	8500	5000	Maffin	3500	2000	12000	7000	12000	5000	5000	0%	LOLOS
12	Bundling 2	8500	5000	Brownies	4000	2000	12500	7000	12000	5000	5500	-7%	LOLOS
13	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Coklat	3000	1500	11500	6500	12000	5500	5000	8%	LOLOS
14	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Keju	3000	1500	11500	6500	12000	5500	5000	8%	LOLOS
15	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Selai	3000	1500	11500	6500	12000	5500	5000	8%	LOLOS
16	Bundling 2	8500	5000	Donat	3000	1500	11500	6500	12000	5500	5000	8%	LOLOS
17	Bundling 3	9000	5000	Bollen pisang	5000	3000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
18	Bundling 3	9000	5000	Kroisan	5000	3000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
19	Bundling 3	9000	5000	Maffin	3500	2000	12500	7000	12000	5000	5500	-7%	LOLOS
20	Bundling 3	9000	5000	Brownies	4000	2000	13000	7000	12000	5000	6000	-14%	LOLOS
21	Bundling 3	9000	5000	RotiManis Coklat	3000	1500	12000	6500	12000	5500	5500	0%	LOLOS
22	Bundling 3	9000	5000	RotiManis Keju	3000	1500	12000	6500	12000	5500	5500	0%	LOLOS
23	Bundling 3	9000	5000	RotiManis Selai	3000	1500	12000	6500	12000	5500	5500	0%	LOLOS
24	Bundling 3	9000	5000	Donat	3000	1500	12000	6500	12000	5500	5500	0%	LOLOS
25	Bundling 4	10000	6000	Bollen pisang	5000	3000	15000	9000	12000	3000	6000	-33%	TIDAK LOLOS
26	Bundling 4	10000	6000	Kroisan	5000	3000	15000	9000	12000	3000	6000	-33%	TIDAK LOLOS
27	Bundling 4	10000	6000	Maffin	3500	2000	13500	8000	12000	4000	5500	-19%	LOLOS
28	Bundling 4	10000	6000	Brownies	4000	2000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
29	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Coklat	3000	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
30	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Keju	3000	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
31	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Selai	3000	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS
32	Bundling 4	10000	6000	Donat	3000	1500	13000	7500	12000	4500	5500	-13%	LOLOS

No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Expired 2 hari									
				Produk	Harga								
33	Bundling 5	10500	6000	Bollen pisang	5000	3000	15500	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS
34	Bundling 5	10500	6000	Kroisan	5000	3000	15500	9000	12000	3000	6500	-39%	TIDAK LOLOS
35	Bundling 5	10500	6000	Maffin	3500	2000	14000	8000	12000	4000	6000	-25%	TIDAK LOLOS
36	Bundling 5	10500	6000	Brownies	4000	2000	14500	8000	12000	4000	6500	-31%	TIDAK LOLOS
37	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Coklat	3000	1500	13500	7500	12000	4500	6000	-20%	LOLOS
38	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Keju	3000	1500	13500	7500	12000	4500	6000	-20%	LOLOS
39	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Selai	3000	1500	13500	7500	12000	4500	6000	-20%	LOLOS
40	Bundling 5	10500	6000	Donat	3000	1500	13500	7500	12000	4500	6000	-20%	LOLOS

Table 29. Perhitungan Laba produk kurang laku

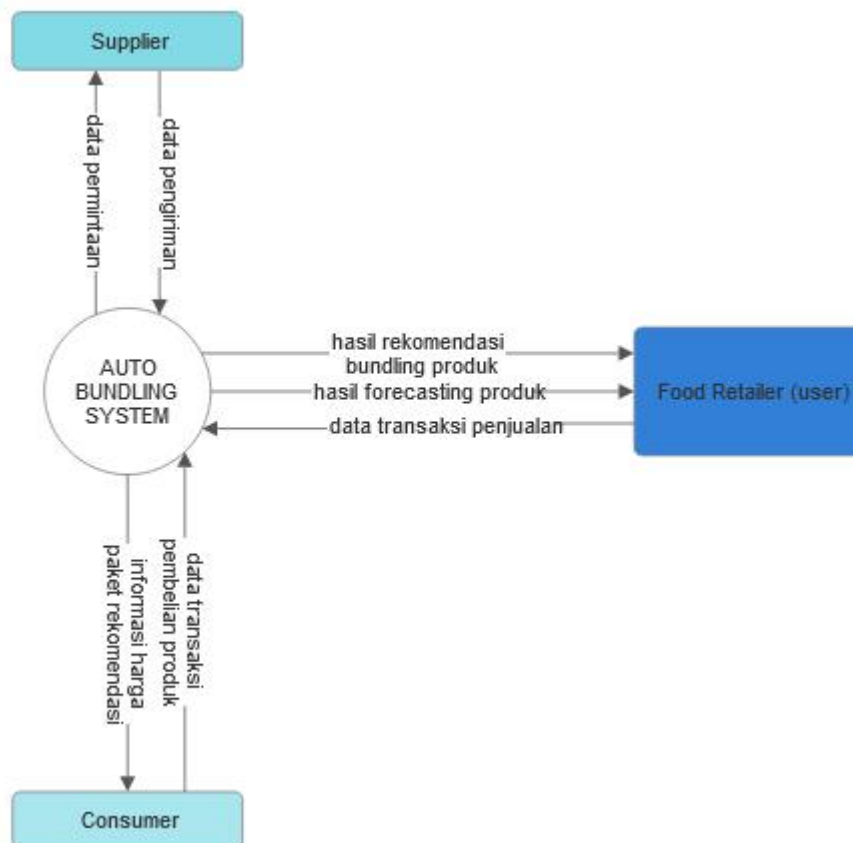
No	Keterangan	Harga BUNDLING	HPP	Produk UNBUNDLING		HPP	Total Harga Jual	Total HPP	Mix Bundling	Profit bundling	Profit unbundling	margin	Keterangan
				Kurang Laku									
				Produk	Harga								
1	Bundling 1	8000	4500	Risoles	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
2	Bundling 1	8000	4500	RotiManis Coklat	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
3	Bundling 1	8000	4500	RotiManis Keju	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
4	Bundling 1	8000	4500	RotiManis Selai	3000	1500	11000	6000	11000	5000	5000	0%	LOLOS
5	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Coklat	3000	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
6	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Keju	3000	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
7	Bundling 2	8500	5000	RotiManis Selai	3000	1500	11500	6500	11000	4500	5000	-8%	LOLOS
8	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Coklat	3000	1500	13000	7500	11000	3500	5500	-27%	TIDAK LOLOS
9	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Keju	3000	1500	13000	7500	11000	3500	5500	-27%	TIDAK LOLOS

No	Keterangan	Harga	HPP	Produk UNBUNDLING	HPP	Total	Total HPP	Mix Bundling	Profit	Profit	margin	Keterangan	
10	Bundling 4	10000	6000	RotiManis Selai	3000	1500	13000	7500	11000	3500	5500	-27%	TIDAK LOLOS
11	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Coklat	3000	1500	13500	7500	11000	3500	6000	-33%	TIDAK LOLOS
12	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Keju	3000	1500	13500	7500	11000	3500	6000	-33%	TIDAK LOLOS
13	Bundling 5	10500	6000	RotiManis Selai	3000	1500	13500	7500	11000	3500	6000	-33%	TIDAK LOLOS

LAMPIRAN IV DESAIN PROSES DAN BASIS DATA

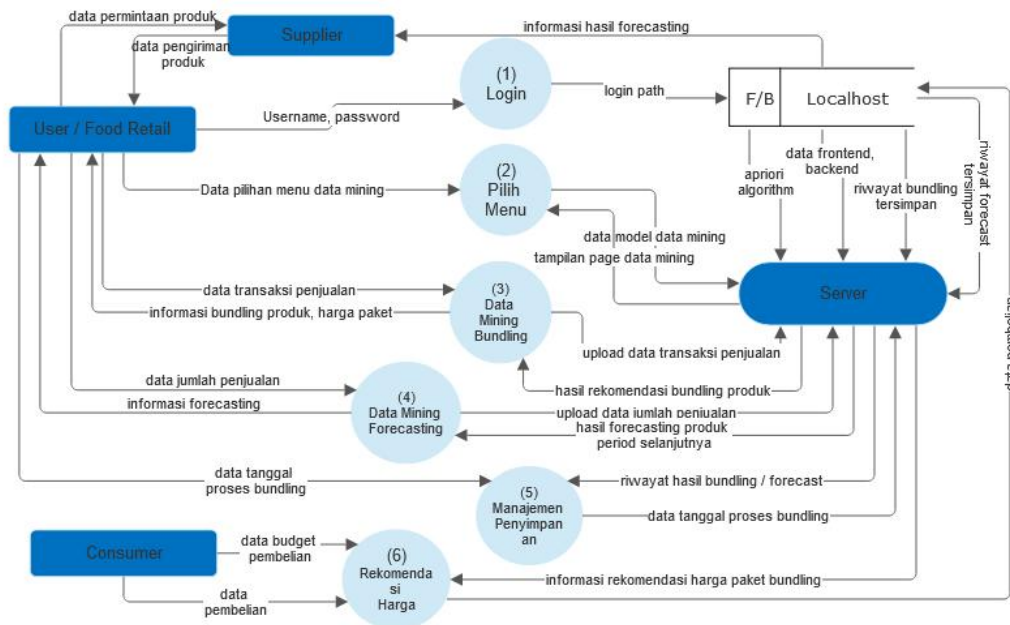
Desain Proses

Desain proses sistem Ergo-Bundling dapat digambarkan dengan sebuah diagram berupa Data Flow Diagram (DFD), proses yang terdapat dalam sistem digambarkan bersamaan dengan data serta informasi yang terintegrasi didalamnya, secara sederhana sistem Ergo-Bundling dapat digambarkan melalui sebuah *System Context Diagram*. Pada Diagram Konteks Sistem terlihat hubungan antara sistem yang *Ergo-Bundling* dengan entitas-entitas dan aktor yang terlibat. Aktor yang terlibat sebanyak 3 yaitu antara lain Food retailers sebagai user dan Suppliers, Konsumen/Pelanggan sebagai entitas eksternal. Aliran informasi antara sistem dengan entitas Food Retailer (user) adalah 1 input yaitu Data Transaksi penjualan dan 2 output dari sistem yaitu menerima informasi Hasil Paket Bundling, dan menerima informasi hasil forecasting. Aliran informasi antara sistem dengan entitas Supplier adalah Supplier menerima input permintaan pengiriman produk sesuai hasil forecast sistem dan mengirimkan produk sesuai permintaan. Aliran informasi yang ada pada entitas pembeli / consumer adalah pembeli menerima informasi harga paket yang direkomendasikan sistem Ergo-Bundling dan output dari transaksi pembelian masuk ke Retail sebagai data transaksi dan disimpan dalam database.



Gambar 10. Context Diagram Sistem Ergo-Bundling

Sistem Ergo-Bundling memiliki 6 proses antara lain login, Pilih Menu, Proses Data Mining Bundling, Proses Data Mining Forecasting, Manajemen penyimpanan dan Rekomendasi Harga. Dengan demikian, maka daftar proses yang ada pada DFD level-1 yaitu:



Gambar 11. Data Flow Diagram level 1 Sistem Ergo-Bundling

Login

Proses Login adalah proses awal user atau dalam sistem yaitu staff untuk melakukan *input* data user berupa username dan password yang kemudian data tersebut akan diverifikasi oleh sistem. Data flow diagram untuk proses login dijelaskan pada Gambar 12 dengan jumlah 4 proses yaitu (1.1) proses mengisi data user, (1.2) proses verifikasi data user benar, (1.4) proses verifikasi data user salah dan (1.3) proses masuk sistem.

Pilih Menu

Proses ini mempersilahkan user untuk membuat pilihan fitur mana yang ingin diinginkan sesuai tujuan dari penyelesaian masalah pada perusahaan.

Data Mining Bundling

Pemasukkan data transaksi penjualan dengan cara *upload* atau unggah data kedalam sistem berupa file csv. User juga dapat mengulang proses upload dengan cara memilih kembali file yang diinginkan. Terdapat juga notifikasi jika proses tidak dapat

dijalankan karena error atau file yang diupload tidak sesuai format. Proses data mining akan melibatkan server dan database pada localhost.

Data Mining Forecast

Pemasukkan data hasil penjualan dengan cara *upload* atau unggah data kedalam sistem berupa file csv. User juga dapat mengulang proses upload dengan cara memilih kembali file yang diinginkan. Terdapat juga notifikasi jika proses tidak dapat dijalankan karena error atau file yang diupload tidak sesuai format. Proses data mining akan melibatkan server dan database pada localhost. Hasil dari data mining forecasting dapat dilanjutkan secara eksternal kepada Supplier sebagai sebuah permintaan pengiriman produk yang dibutuhkan untuk periode selanjutnya.

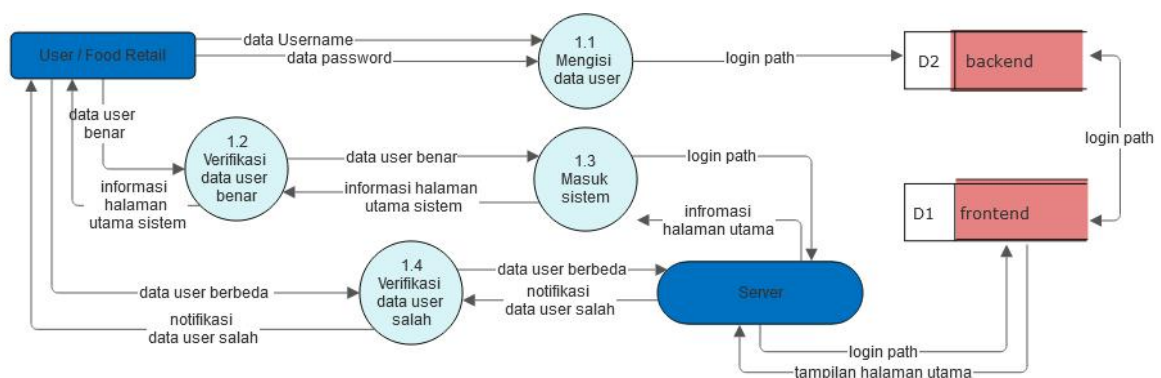
Manajemen Penyimpanan

Pada proses penyimpanan akan terbentuk sebuah location path yang mana path ini tersimpan pada database dan dapat diakses kembali dengan memanggil ulang melewati server. Cara memanggil ulang atau *recall* adalah dengan cara memilih Menu History pada Tabs dan memilih tanggal dimana riwayat pemrosesan telah dilakukan. Server akan menampilkan ulang hasil dari bundling maupun forecasting.

Rekomendasi Harga

Rekomendasi harga terintegrasi pada hasil data mining bundling produk. Dari association rules yang terbentuk akan dihitung total harga dari kombinasi produk tersebut sehingga konsumen dapat mengetahui paket produk yang sesuai dengan budget mereka.

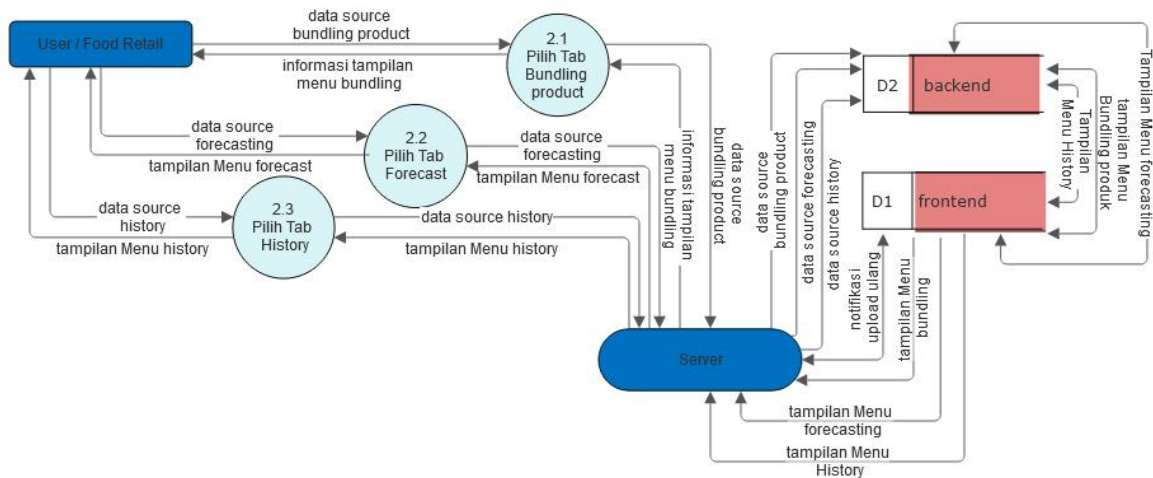
DFD Proses Login



Gambar 12. Data Flow Diagram Level 2 Proses 1 Login

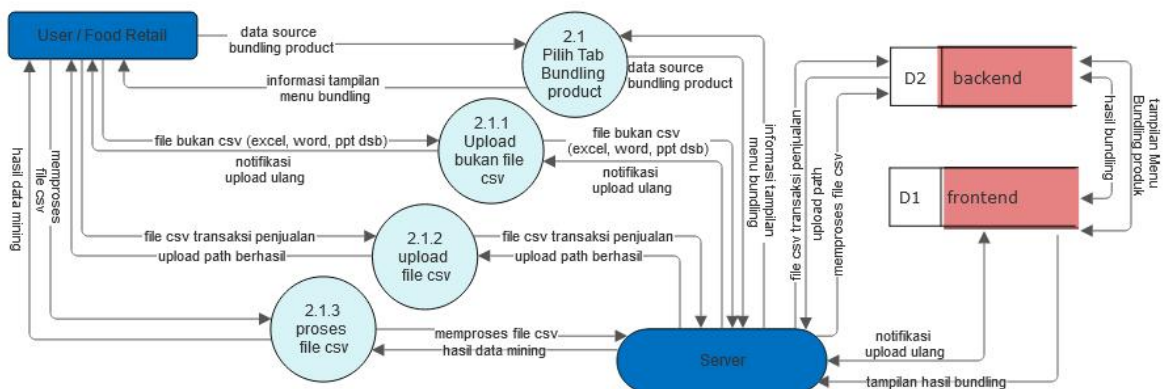
Aliran Data Login Level 2 dengan tahap awal yaitu mengisi data user sesuai dengan email dan password yang dimiliki, pengisian dilakukan secara manual pada login path backend, kemudian ketika user mengisi username dan password pada sistem maka akan diverifikasi apakah data user sudah benar, jika benar maka user dapat masuk ke dalam menu utama sistem Ergo-Bundling. Data user yang tidak sesuai dengan database maka akan memunculkan notifikasi bahwa data user salah dan tidak dapat membuka halaman utama dari sistem Ergo-Bundling.

DFD Proses Pilih Menu

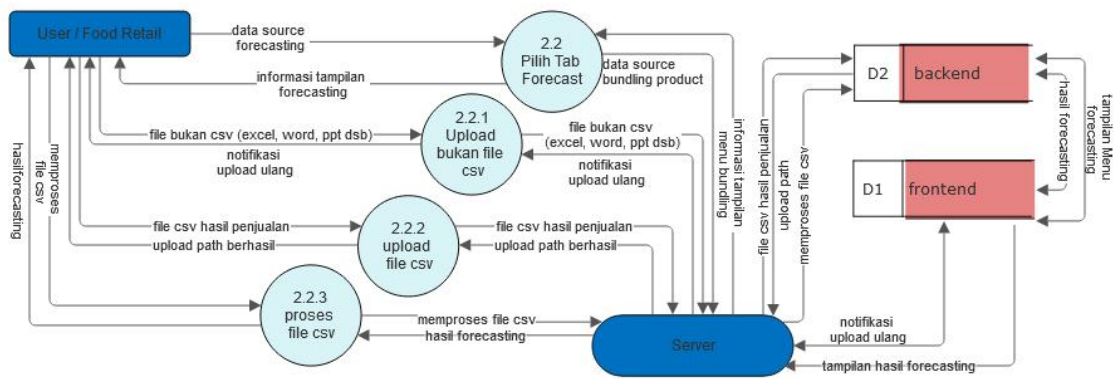


Gambar 13. Data Flow Diagram level 2 Proses 2 Pilih Menu

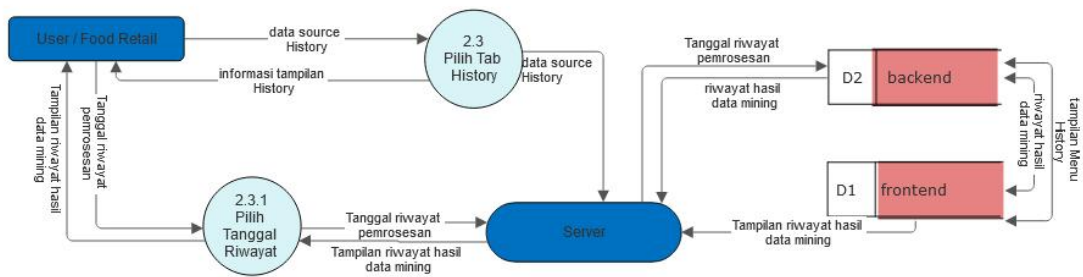
Data Flow Diagram (2) Pilih Menu memiliki DFD Level 3 yang merupakan Diagram lanjutan tentang alur informasi lebih detail dari proses yang berjalan dengan tahap level 3 yaitu (2.1) Pilih Menu Data Bundling, (2.2) Pilih Menu Forecasting dan (2.3) Pilih Menu History.



Gambar 14. Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.1 Pilih Tab Bundling produk

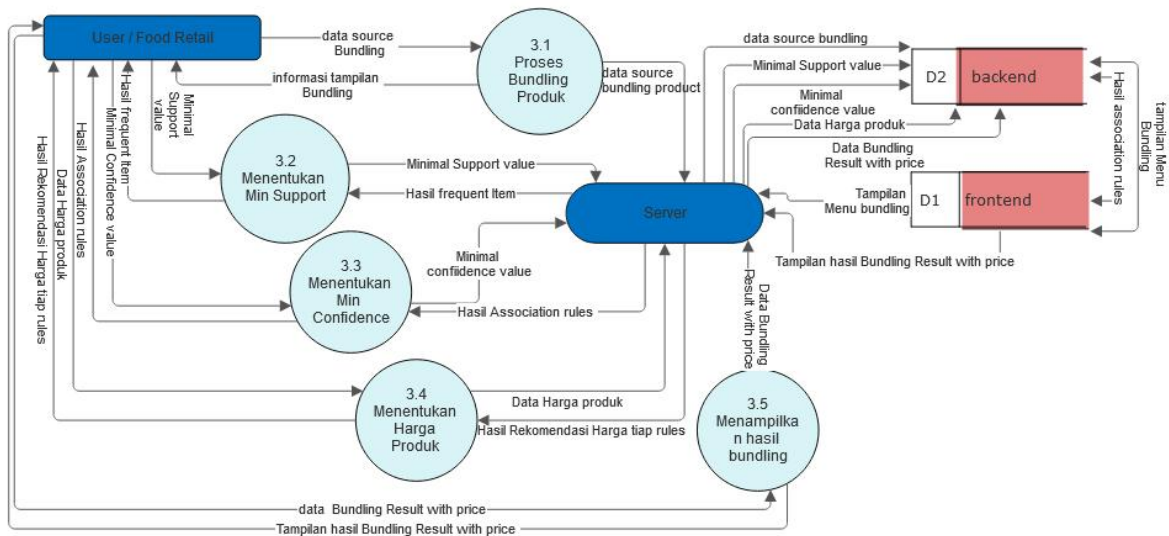


Gambar 15. Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.2 Pilih Tab Forecasting



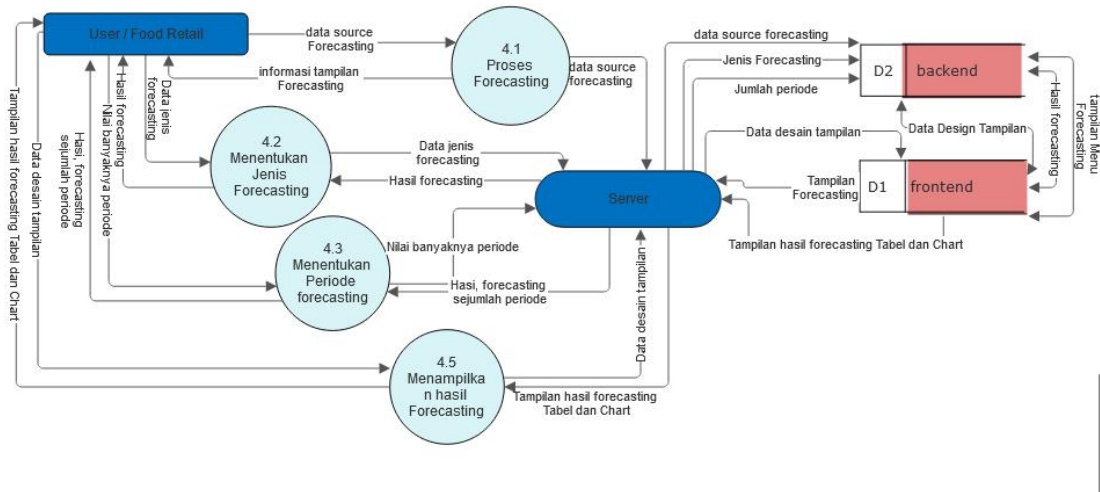
Gambar 16. Data Flow Diagram Level 3 Proses 2.3 Pilih Tab History

DFD Data Mining Bundling



Gambar 17. Data Flow Diagram Level 2 Proses 3 Data Mining Bundling Produk

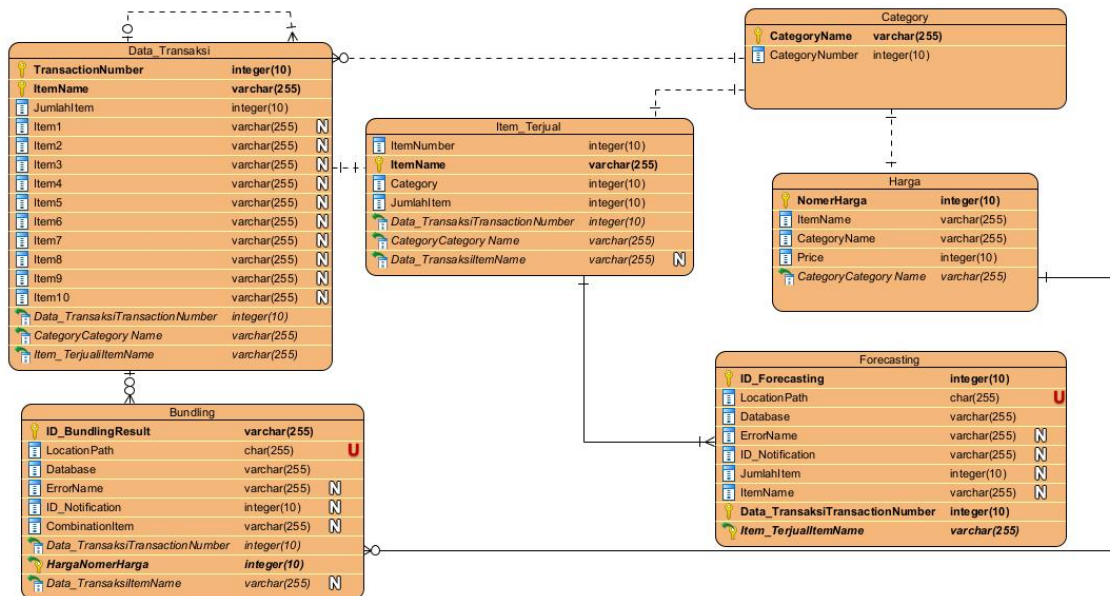
DFD Data Mining Forecasting



Gambar 18. Data Flow Diagram Level 2 Proses 4 Data Mining Forecasting

Desain Basis Data

Entity Relationship Diagram (ERD) adalah tahap awal desain basis data yang berfungsi sebagai diagram utama yang merepresentasikan model data konseptual. Diagram ini menunjukkan kebutuhan data pengguna pada sistem basis data. Secara struktural relasi dari tiap entitas dapat dilihat dalam tabel relasi pada Gambar 10, struktur tabel adalah penjabaran atribut, tipe data, dan keterangan dari tabel-tabel yang telah terintegrasi dalam membangun model sistem *Ergo-Bundling*.



Gambar 19. Tabel Relasi Sistem Ergo-Bundling

Hubungan antara entitas yang terjadi pada sistem didapat dari data utama pada tiap tabel serta data pendukungnya. Entitas yang terlibat dalam sistem Ergo-Bundling antara lain:

Entitas Data Transaksi

Entitas Data Transaksi mencatat setiap transaksi penjualan yang terjadi. Data ini mencakup informasi tentang penjualan dan nama item yang dibeli oleh pelanggan. “TransactionNumber” berfungsi sebagai Primary Key yang unik untuk setiap transaksi, sedangkan “ItemName” berfungsi sebagai Secondary Key. “ItemName” ini terhubung dengan entitas “Item_terjual” dan “Category Produk”, memungkinkan pelacakan detail item dan kategorinya dalam setiap transaksi.

Entitas Item yang terjual

Entitas Item yang terjual mencakup informasi mengenai item yang telah dibeli oleh pelanggan. “ItemName” adalah Primary Key yang unik untuk setiap item, dan terhubung dengan kelima entitas lainnya, yaitu “Data Transaksi”, “Category Produk”, “Harga Produk”, “Bundling”, dan “Forecasting”. Ini memungkinkan integrasi data penjualan dengan berbagai aspek manajemen produk.

Entitas Category Produk

Entitas Category Produk mengklasifikasikan item ke dalam kategori tertentu, seperti elektronik, pakaian, makanan, dll. Ini membantu dalam pengelompokan dan analisis penjualan berdasarkan kategori. “CategoryID” berfungsi sebagai Primary Key untuk setiap kategori, dan “CategoryName” memberikan deskripsi kategori. Setiap “ItemName” dari entitas Item yang terjual terkait dengan satu “CategoryID” dari entitas ini.

Entitas Harga Produk

Entitas Harga Produk mencakup informasi harga untuk setiap item yang dijual. “PriceID” berfungsi sebagai Primary Key untuk setiap entri harga, dan “ItemName” terhubung dengan harga tertentu. Entitas ini juga dapat mencakup informasi tambahan seperti harga diskon atau harga promosi, serta tanggal efektif harga tersebut.

Entitas Bundling

Entitas Bundling mencatat informasi tentang paket produk yang dijual sebagai satu kesatuan. “BundleID” adalah Primary Key untuk setiap paket, dan entitas ini mencakup daftar “ItemName” yang termasuk dalam paket tersebut. Bundling ini digunakan untuk strategi pemasaran dan penjualan yang menawarkan beberapa produk dengan harga khusus.

Entitas Forecasting

Entitas Forecasting mencakup data prediksi untuk penjualan masa depan berdasarkan analisis historis. “ForecastID” berfungsi sebagai Primary Key, dan entitas ini terhubung dengan “ItemName” untuk memberikan prediksi jumlah yang akan terjual di masa mendatang. Informasi dalam entitas ini membantu perencanaan inventaris dan strategi penjualan.

Dengan penjelasan ini, setiap entitas dan hubungannya dengan entitas lain menjadi jelas, mendukung pemahaman yang komprehensif mengenai struktur data yang digunakan dalam sistem Ergo-Bundling.

LAMPIRAN IV SYNTAX APLIKASI