



## Perancangan Market Basket Analysis dengan Model *Causal Loop Diagram* untuk Pengembangan Restoran

Fauzan Aulia<sup>1\*</sup>, Kiki Yulianto<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Pascasarjana Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Andalas, Indonesia

<sup>2</sup> Departemen Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Andalas, Indonesia

### ABSTRAK

Penelitian ini mengusulkan integrasi antara Market Basket Analysis (MBA) dan *Causal Loop Diagram* (CLD) untuk mengatasi tantangan dalam pengelolaan restoran yang kompleks. Pendekatan ini bertujuan menggali pola pembelian pelanggan serta memahami dinamika sistem yang memengaruhi operasional restoran, seperti waktu tunggu dan kepuasan pelanggan. Data transaksi dianalisis menggunakan algoritma Apriori dengan parameter *minimum support* 0,01 dan *confidence* 0,50 untuk mengidentifikasi hubungan antar produk. Hasil MBA menjadi dasar pengembangan CLD yang memetakan interaksi kausal antar variabel utama, termasuk promosi, popularitas produk, dan laba restoran. Penelitian ini menghasilkan rekomendasi strategis untuk optimalisasi promosi *bundling*, pengelolaan waktu tunggu, dan efisiensi perencanaan stok. Integrasi MBA dan CLD memberikan pendekatan holistik untuk meningkatkan laba serta kepuasan pelanggan secara berkelanjutan.

### KATA KUNCI

Market basket analysis; causal loop diagram; pengelolaan menu; dinamika sistem

### PENULIS KORESPONDEN

Alamat e-mail penulis koresponden: [fauzan\\_aulia@outlook.com](mailto:fauzan_aulia@outlook.com)

### 1. Pendahuluan

Dalam dunia bisnis restoran yang semakin kompetitif, kemampuan untuk memahami perilaku pelanggan secara mendalam telah menjadi salah satu keunggulan utama. Restoran tidak hanya harus menyajikan makanan berkualitas, tetapi juga harus mampu merancang pengalaman pelanggan yang memenuhi kebutuhan dan preferensi mereka [1]. Dalam konteks ini, pemanfaatan data transaksi menjadi sangat penting untuk menggali wawasan tentang pola pembelian dan tren konsumsi [2]. Salah satu metode analitik yang telah terbukti efektif adalah Market Basket Analysis (MBA), yang memungkinkan restoran mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dipesan bersama [3]. Hasil dari MBA sering kali menjadi dasar untuk strategi promosi seperti *bundling* menu, yang bertujuan meningkatkan penjualan dan memberikan nilai lebih kepada pelanggan [4][5].

Namun, meskipun MBA mampu memberikan wawasan tentang pola pembelian, metode ini memiliki keterbatasan. Analisis MBA cenderung bersifat statis dan fokus pada hubungan langsung antar item dalam data transaksi[6][7]. MBA tidak mampu menjelaskan dinamika sistem yang lebih luas, seperti bagaimana promosi *bundling* dapat memengaruhi waktu tunggu, kepuasan pelanggan, dan loyalitas jangka panjang. Dalam kenyataannya, restoran adalah sistem yang kompleks, di mana perubahan pada satu elemen dapat menghasilkan dampak yang luas melalui interaksi dengan elemen lainnya [8]. Kegagalan untuk memahami dinamika ini dapat menyebabkan keputusan strategis yang tidak optimal, seperti lonjakan waktu tunggu selama promosi, yang akhirnya merugikan kepuasan pelanggan dan reputasi restoran [9].

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengintegrasian MBA dengan *Causal Loop Diagram* (CLD). CLD adalah alat analisis sistem dinamis yang mampu memvisualisasikan hubungan kausal antara variabel utama dalam sistem, seperti penjualan, promosi, waktu tunggu, dan kepuasan pelanggan [10]. Dengan CLD, restoran tidak hanya dapat memahami pola pembelian, tetapi juga bagaimana perubahan pada variabel strategis dapat memengaruhi



sistem secara keseluruhan melalui mekanisme umpan balik (*feedback loops*) [11]. Kombinasi MBA dan CLD memberikan pendekatan holistik yang mencakup wawasan kuantitatif dari MBA serta pemahaman kualitatif tentang interaksi kausal dalam sistem.

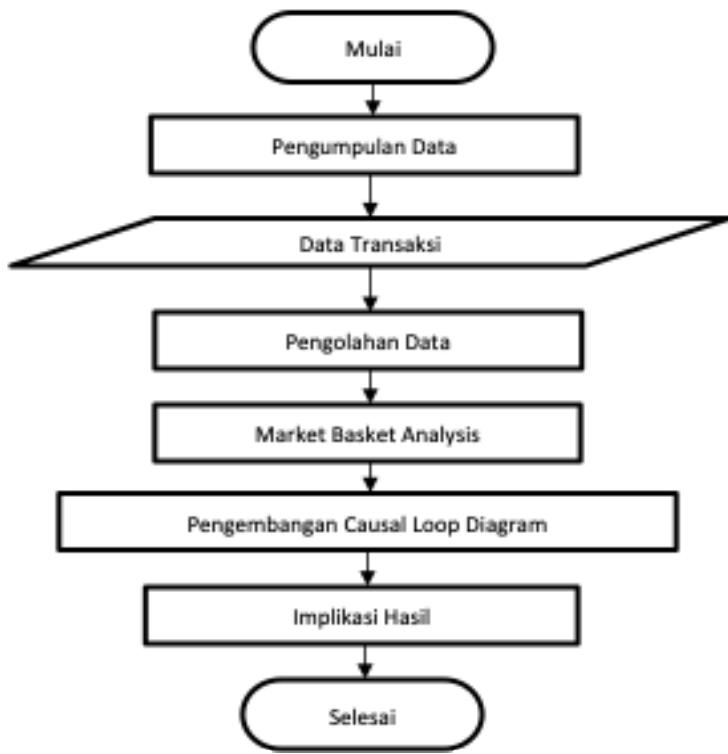
Urgensi pendekatan ini semakin diperkuat oleh kebutuhan restoran untuk mengoptimalkan sumber daya dalam menghadapi perubahan perilaku konsumen dan persaingan pasar [12]. Restoran yang tidak mampu mengelola waktu tunggu atau kepuasan pelanggan selama promosi besar berisiko kehilangan loyalitas pelanggan mereka [13]. Selain itu, peningkatan penggunaan teknologi digital, seperti sistem point-of-sale (POS), telah menghasilkan volume data transaksi yang besar tetapi belum dimanfaatkan secara maksimal [14]. Dengan mengintegrasikan MBA dan CLD, restoran dapat mengubah data transaksi ini menjadi keputusan strategis yang terinformasi dan berdampak langsung pada peningkatan laba serta pengalaman pelanggan.

Penelitian ini bertujuan untuk menjawab tantangan tersebut dengan langkah-langkah yang terstruktur. Dimulai dari pengumpulan data transaksi pelanggan, analisis MBA dilakukan untuk mengidentifikasi kombinasi menu yang sering dipesan bersama. Hasil analisis digunakan sebagai dasar untuk membangun CLD, yang memetakan hubungan kausal antara variabel utama dalam sistem restoran. Selanjutnya, hasil CLD diimplikasikan untuk menghasilkan rekomendasi strategis yang aplikatif. Pendekatan ini tidak hanya menawarkan wawasan yang lebih mendalam tetapi juga solusi praktis yang dapat diimplementasikan oleh restoran.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kombinasi analisis kuantitatif dan kualitatif untuk memahami pola pembelian pelanggan dan dinamika sistem dalam restoran. Langkah-langkah yang dilakukan melibatkan pengumpulan data transaksi, analisis MBA, pengembangan CLD, dan implikasi hasil untuk memberikan rekomendasi strategis yang dapat dilihat pada Gambar 1 penjabarannya. Berikut adalah penjelasan dari tiap tahap:

- Data transaksi pelanggan dikumpulkan dari sumber yang relevan, seperti database perusahaan atau platform e-commerce. Data yang digunakan merupakan data hipotetik sebanyak 1000 transaksi penjualan produk. Data transaksi yang tidak lengkap atau tidak relevan dihapus. Selanjutnya data transaksi ke dalam format yang dapat digunakan untuk analisis MBA, seperti representasi dalam bentuk matriks pelanggan-produk.
- Data transaksi dianalisis menggunakan teknik MBA yaitu Algoritma Apriori dengan nilai *Support* 0.01 dan *Confidence* 0.50 untuk mengidentifikasi pola pembelian dan hubungan antar produk. Pemrosesan dari Algoritma Apriori dilakukan menggunakan perangkat lunak RStudio. Hasil analisis ini akan menjadi dasar untuk membangun elemen-elemen dalam CLD.
- Berdasarkan hasil MBA, variabel-variabel utama dan hubungan kausal antar variabel diidentifikasi. Diagram ini dikembangkan untuk memvisualisasikan interaksi antar elemen dan mengidentifikasi *feedback loops* yang relevan.
- Hasil implikasi digunakan untuk merumuskan rekomendasi strategi bisnis yang lebih efektif. Rekomendasi hasil kemudian diimplementasikan dan dievaluasi untuk memastikan dampak positif terhadap kinerja perusahaan.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1. Pengumpulan Data dan Market Basket Analysis

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1000 transaksi penjualan yang mencakup berbagai jenis produk. Data tersebut dianalisis menggunakan Algoritma Apriori dengan nilai *minimum support* sebesar 0,01 dan *confidence* sebesar 0,50. Proses ini menghasilkan sejumlah pola menarik yang menggambarkan kecenderungan pelanggan dalam membeli produk tertentu secara bersamaan.

Tabel 1. Apriori dengan 1% Support dan 50% Confidence

No.	Ihs	rhs	Support	Confidence	lift	Count
1	Nasi Goreng	Ayam Goreng	0.021	0.8076923	9.731233	21
2	Sup Daging	Teh Manis	0.014	0.5000000	2.040816	14
3	Ikan Bakar	Sate Ayam	0.013	0.5652174	3.055229	13
4	Salad Buah	Teh Manis	0.013	0.5200000	2.122449	13
5	Soto Ayam, Teh Manis	Nasi Uduk	0.013	0.5416667	2.616747	13
6	Puding, Es Krim	Brownies	0.013	0.5909091	3.143133	13
7	Brownies, Puding	Es Krim	0.013	0.5652174	4.156010	13
8	Brownies, Sup Jagung	Teh Manis	0.012	0.6000000	2.448980	12
9	Ayam Panggang, Nasi Uduk	Teh Manis	0.011	0.7333333	2.993197	11
10	Ikan Panggang, Spaghetti	Teh Manis	0.011	0.5789474	2.363050	11



No.	Ihs	rhs	Support	Confidence	lift	Count
11	Ikan Panggang, Teh Manis	Spaghetti	0.011	0.5000000	2.702703	11
12	Salad Buah, Sup Jagung	Teh Manis	0.011	0.7333333	2.993197	11
13	Es Krim, Salad Buah	Teh Manis	0.011	0.5789474	2.363050	11
14	Puding, Es Krim	Teh Manis	0.011	0.5000000	2.040816	11
15	Brownies, Kopi Hitam	Teh Manis	0.011	0.5000000	2.040816	11
16	Brownies, Sup Jagung	Es Krim	0.010	0.5000000	3.676471	10
17	Sup Jagung, Spaghetti	Teh Manis	0.010	0.5882353	2.400960	10
18	Puding, Salad Buah	Teh Manis	0.010	0.7692308	3.139717	10
19	Soto Ayam, French Fries	Es Krim	0.010	0.5263158	3.869969	10
20	Puding, Sup Ikan	Teh Manis	0.010	0.5263158	2.148228	10

Hasil analisis menunjukkan beberapa aturan asosiasi yang signifikan. Aturan {"Nasi Goreng"  $\Rightarrow$  "Ayam Goreng"} memiliki nilai *support* sebesar 0,021, yang berarti 2,1% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian kedua produk ini secara bersamaan. *Confidence* aturan ini sebesar 80,77% menunjukkan bahwa jika seorang pelanggan membeli "Nasi Goreng", ada kemungkinan sebesar 80,77% mereka juga akan membeli "Ayam Goreng". Pola ini memberikan wawasan penting tentang preferensi pelanggan yang dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi promosi dan tata letak produk yang lebih efektif.

Selain itu, kombinasi produk seperti {"Sup Daging"  $\Rightarrow$  "Teh Manis"} juga ditemukan dengan *support* sebesar 0,014 dan *confidence* sebesar 50%. Hubungan ini mengindikasikan peluang untuk meningkatkan penjualan melalui promosi silang, yaitu dengan menawarkan diskon pada "Teh Manis" untuk setiap pembelian "Sup Daging".

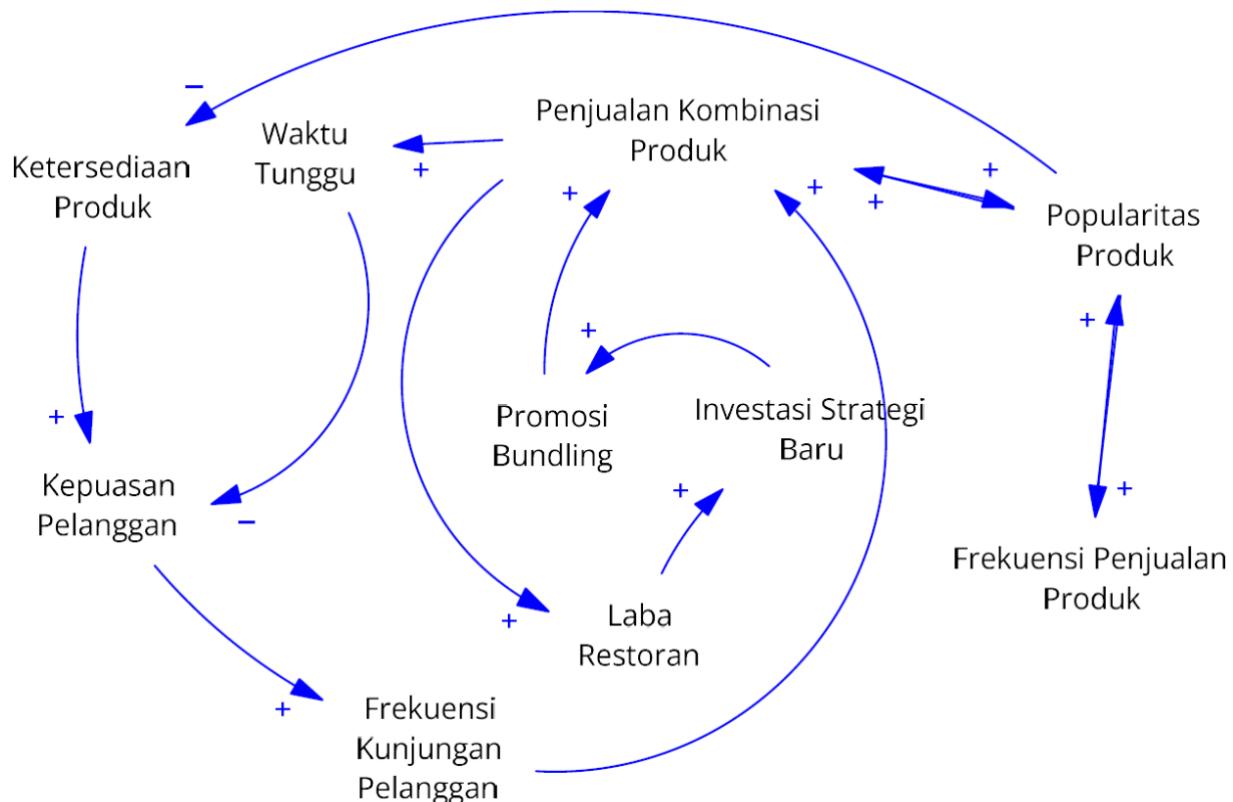
Lebih lanjut, analisis Apriori menghasilkan aturan dengan lift tinggi yang menunjukkan kekuatan hubungan antar produk. Kombinasi {"Brownies", "Puding"  $\Rightarrow$  "Es Krim"} memiliki nilai lift sebesar 4,16. Lift yang tinggi ini menunjukkan bahwa pembelian produk "Es Krim" lebih mungkin terjadi ketika "Brownies" dan "Puding" dibeli secara bersamaan dibandingkan dengan peluang pembelian secara acak. Hal ini memberikan dasar untuk mengembangkan strategi penjualan *bundling* yang dapat meningkatkan pendapatan.

### 3.2. Pengembangan Causal Loop Diagram

Hasil MBA memberikan wawasan tentang pola pembelian pelanggan dan hubungan antar produk. Dari wawasan ini, variabel-variabel kunci yang relevan untuk CLD dapat diidentifikasi:

- 1) Frekuensi Kunjungan Pelanggan
- 2) Popularitas Produk
- 3) Penjualan Kombinasi Produk
- 4) Promosi *Bundling*
- 5) Laba Restoran
- 6) Waktu Tunggu
- 7) Ketersediaan Produk
- 8) Kepuasan Pelanggan
- 9) Investasi Strategi Baru
- 10) Frekuensi Penjualan Produk

Variabel-varibel tersebut dirancang berdasarkan metrik *support*, *confidence*, dan *lift*, serta diperkuat oleh data transaksi yang diolah melalui Algoritma Apriori. Setelah variabel diidentifikasi, hubungan kausal antar variabel dirumuskan untuk membentuk pola interaksi dinamis. Causal Loop Diagram digunakan untuk memvisualisasikan hubungan antar variabel yang telah diidentifikasi dan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. *Causal Loop Diagram Market Basket*

*Causal Loop Diagram* yang dikembangkan dalam penelitian ini memvisualisasikan hubungan dinamis antar variabel dalam sistem restoran berdasarkan hasil analisis MBA. Diagram ini mengidentifikasi dua jenis umpan balik utama, yaitu *reinforcing loops* (R) yang memperkuat dinamika positif dalam sistem dan *balancing loops* (B) yang bertindak sebagai mekanisme stabilisasi [15]. Pembahasan berikut akan menjelaskan hubungan antar variabel dalam CLD dengan detail.

1) *Reinforcing Loops*, adalah mekanisme penguatan yang menciptakan siklus positif dalam sistem. Dua *reinforcing loops* yang ditemukan adalah:

- R1: "Popularitas Produk dan Penjualan Kombinasi Produk". Dalam loop ini, peningkatan "Popularitas Produk" mendorong lebih banyak pelanggan untuk membeli produk tersebut, sehingga meningkatkan "Frekuensi Penjualan Produk". Peningkatan penjualan ini selanjutnya memperkuat popularitas produk, menciptakan siklus penguatan yang terus-menerus. Jika Nasi Goreng dan Ayam Goreng sering dipesan bersama, popularitas kedua produk ini akan meningkat, menarik lebih banyak pelanggan untuk memilih kombinasi tersebut.



- b. R2: "Promosi *Bundling* dan Laba Restoran". Promosi *bundling* meningkatkan "Penjualan Kombinasi Produk", yang berkontribusi pada "Peningkatan Laba Restoran". Laba yang lebih tinggi memungkinkan restoran untuk mengalokasikan lebih banyak sumber daya untuk Investasi Strategi Baru, termasuk memperluas atau meningkatkan promosi *bundling*. Siklus ini terus memperkuat efek positif promosi terhadap penjualan dan profitabilitas.
- 2) *Balancing Loops*, berfungsi sebagai mekanisme penyeimbang dalam sistem untuk mencegah pertumbuhan yang tidak terkendali. *Loop* ini menggambarkan bagaimana faktor-faktor tertentu dapat membatasi atau mengurangi efek dari *reinforcing loops*. *Loop* utama yang diidentifikasi adalah:
- B1: "Waktu Tunggu dan Kepuasan Pelanggan". Peningkatan Penjualan Kombinasi Produk selama promosi *bundling* dapat meningkatkan beban kerja restoran, menyebabkan Waktu Tunggu yang lebih lama. Waktu tunggu yang lebih lama dapat menurunkan Kepuasan Pelanggan, yang pada akhirnya memengaruhi Frekuensi Kunjungan Pelanggan. Penurunan frekuensi kunjungan berdampak pada penurunan Penjualan Kombinasi Produk, sehingga *loop* ini menstabilkan tekanan yang berlebihan pada sistem. Dengan demikian, *balancing loop* ini berfungsi untuk menjaga keseimbangan antara promosi dan kapasitas operasional restoran.

### 3.3. Implikasi dan Kesenjangan Penelitian

**3.3.1. Implikasi Praktis.** Penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan terhadap pengelolaan operasional dan pengambilan keputusan strategis dalam industri restoran. Beberapa implikasi praktis yang dihasilkan adalah:

- a. Optimalisasi Strategi Promosi *Bundling*. Hasil analisis MBA menunjukkan kombinasi produk yang sering dibeli bersama, seperti {"Nasi Goreng" ⇒ "Ayam Goreng"}, dengan *confidence* sebesar 80,77%. Informasi tersebut memberikan dasar untuk mengembangkan strategi promosi *bundling* yang lebih efektif, sehingga mampu meningkatkan penjualan dan laba restoran. Selain itu, promosi ini dapat diintegrasikan dengan sistem *reward* untuk mendorong loyalitas pelanggan.
- b. Peningkatan Manajemen Waktu Tunggu. Dengan memanfaatkan *Causal Loop Diagram* (CLD), restoran dapat memahami dampak promosi terhadap variabel operasional seperti waktu tunggu. *Balancing loop* yang teridentifikasi, seperti "Waktu Tunggu dan Kepuasan Pelanggan," menunjukkan pentingnya pengelolaan kapasitas operasional selama promosi berlangsung. Pemahaman ini memungkinkan restoran untuk menyesuaikan jumlah staf atau kapasitas dapur agar waktu tunggu tetap dalam batas wajar, sehingga kepuasan pelanggan tidak terganggu.
- c. Efisiensi Perencanaan Stok Produk. Integrasi MBA dan CLD membantu restoran memprediksi lonjakan permintaan untuk produk tertentu berdasarkan popularitas kombinasi produk. Jika promosi *bundling* meningkatkan pembelian kombinasi {"Puding" ⇒ "Es Krim"}, restoran dapat memastikan ketersediaan produk tersebut dalam stok, mengurangi risiko kekurangan barang yang dapat berdampak negatif pada kepuasan pelanggan.
- d. Pengelolaan Investasi Strategis. Hasil dari CLD juga menunjukkan bagaimana promosi yang sukses dapat meningkatkan laba restoran, yang pada gilirannya memungkinkan investasi dalam strategi baru, seperti pemasaran digital atau peningkatan teknologi point-of-sale (POS). Siklus positif ini mendukung keberlanjutan bisnis jangka panjang.
- e. Pengembangan Model Bisnis Berkelanjutan. Pendekatan holistik MBA dan CLD memungkinkan restoran untuk mengidentifikasi peluang baru yang mendukung keberlanjutan operasional. Restoran dapat menerapkan



konsep “menu sehat” berbasis data pembelian yang diminati pelanggan. Inovasi ini tidak hanya meningkatkan daya saing tetapi juga menarik segmen pasar baru, seperti konsumen yang peduli kesehatan.

- f. Peningkatan Kepuasan Pelanggan. Dengan menggunakan umpan balik dari *balancing loop*, restoran dapat memahami aspek-aspek yang paling memengaruhi kepuasan pelanggan, seperti waktu tunggu dan kualitas makanan. Strategi tersebut dapat diperluas dengan menerapkan survei pelanggan berbasis aplikasi atau sistem *loyalty card* untuk mendapatkan wawasan tambahan tentang kebutuhan dan preferensi mereka. Data ini dapat diintegrasikan kembali ke CLD untuk mengidentifikasi area perbaikan lebih lanjut.

**3.3.2. Implikasi Teoritis.** Penelitian ini tidak hanya menawarkan solusi praktis, tetapi juga memberikan kontribusi terhadap pengembangan metodologi dalam analisis sistem restoran.

- a. Pendekatan Holistik. Kombinasi MBA dan CLD memperkenalkan metode analisis yang menggabungkan wawasan kuantitatif dari data transaksi dengan pemahaman kualitatif tentang dinamika sistem. Hal ini melampaui pendekatan tradisional yang cenderung statis dan tidak memperhitungkan interaksi antar variabel dalam sistem yang kompleks.
- b. Pengayaan Literatur Dinamika Sistem. Penerapan CLD pada industri restoran merupakan inovasi dalam literatur analisis sistem dinamis. Diagram ini memperkaya pemahaman tentang mekanisme *feedback loops* yang memengaruhi kinerja operasional dan strategi bisnis restoran.
- c. Dasar untuk Pengembangan Model Simulasi. Penelitian ini membuka peluang untuk mengembangkan model simulasi berbasis CLD, seperti sistem dinamik atau pemrograman berbasis agen (*agent-based modeling*), yang dapat digunakan untuk memprediksi dampak kebijakan bisnis pada berbagai skenario operasional.

**3.3.3. Kesenjangan Penelitian.** Meski menawarkan berbagai manfaat, terdapat beberapa keterbatasan yang dapat menjadi dasar untuk penelitian lanjutan.

- a. Keterbatasan pada Data Hipotetik. Penelitian ini menggunakan data hipotetik sebanyak 1000 transaksi, yang mungkin tidak merepresentasikan pola pembelian di berbagai jenis restoran. Penelitian masa depan dapat memperluas cakupan dengan menggunakan data transaksi nyata dari restoran dengan segmen pelanggan yang berbeda-beda, seperti restoran cepat saji, *fine dining*, atau katering.
- b. Kurangnya Faktor Eksternal. Penelitian belum mempertimbangkan pengaruh faktor eksternal seperti tren musiman, kondisi ekonomi, atau persaingan pasar. Studi lanjutan dapat mengintegrasikan analisis eksternal untuk memberikan hasil yang lebih komprehensif.
- c. Evaluasi Implementasi di Lapangan. Penelitian ini berhenti pada rekomendasi strategis dan belum menguji implementasi pendekatan MBA dan CLD dalam konteks nyata. Studi eksperimental di restoran yang menerapkan hasil penelitian ini dapat dilakukan untuk mengukur dampaknya terhadap laba, waktu tunggu, dan kepuasan pelanggan.
- d. Skalabilitas Pendekatan. Pendekatan integrasi MBA dan CLD perlu diuji untuk mengetahui skalabilitasnya pada restoran dengan jumlah transaksi yang jauh lebih besar atau lebih kecil. Selain itu, studi tambahan dapat mengkaji adaptabilitas pendekatan ini untuk model bisnis lain, seperti retail atau e-commerce.
- e. Keterbatasan pada Kompleksitas Model. Diagram CLD yang dihasilkan saat ini masih bersifat sederhana dan belum mencakup semua elemen dalam sistem restoran, seperti perilaku pelanggan terhadap diskon atau dampak ulasan online. Penelitian lanjutan dapat memperkaya model dengan elemen-elemen ini untuk meningkatkan validitas dan relevansi.



## 4. Kesimpulan

Hasil penelitian membuktikan bahwa integrasi Market Basket Analysis dan *Causal Loop Diagram* merupakan pendekatan yang efektif untuk meningkatkan pengelolaan operasional dan strategi bisnis restoran. Analisis MBA berhasil mengungkapkan pola pembelian pelanggan yang signifikan, seperti kombinasi produk tertentu yang dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi promosi yang lebih efektif. Sebagai contoh, promosi *bundling* berbasis data yang dihasilkan dari analisis MBA, seperti kombinasi dengan nilai tertinggi yaitu {"Nasi Goreng" ⇒ "Ayam Goreng"}, memungkinkan restoran untuk meningkatkan penjualan dan daya tarik pelanggan secara lebih terarah. Dengan CLD, dinamika sistem yang lebih kompleks, seperti pengaruh promosi terhadap waktu tunggu dan kepuasan pelanggan, dapat dipahami secara menyeluruh. Hasil penelitian menawarkan rekomendasi praktis, seperti strategi *bundling* yang lebih terfokus, pengelolaan kapasitas operasional selama promosi, dan perencanaan stok yang lebih akurat. Meski demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan dalam penggunaan data hipotetik dan belum menguji implementasinya di lapangan. Studi lanjutan dengan data nyata dan pengujian implementasi akan memperkaya validitas serta relevansi temuan ini.

## 5. Referensi

- [1] M. Yrjölä, T. Rintamäki, H. Saarijärvi, J. Joensuu, and G. Kulkarni, “A Customer Value Perspective to Service Experiences in Restaurants,” *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 51, pp. 91–101, Nov. 2019, doi: 10.1016/j.jretconser.2019.05.030.
- [2] T. Boone, R. Ganeshan, A. Jain, and N. R. Sanders, “Forecasting Sales in The Supply Chain: Consumer Analytics in The Big Data Era,” *Int J Forecast*, vol. 35, no. 1, pp. 170–180, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.ijforecast.2018.09.003.
- [3] Y. A. Ünvan, “Market Basket Analysis with Association Rules,” *Commun Stat Theory Methods*, vol. 50, no. 7, pp. 1615–1628, Apr. 2021, doi: 10.1080/03610926.2020.1716255.
- [4] M. M. Jannah, Y. A. Iskandar, and F. E. Zulvia, “Association Rules Mining for Designing Product Bundling Strategy (Study Case at a Cafe in Jakarta),” *Jurnal Logistik Indonesia*, vol. 7, no. 2, pp. 162–171, Nov. 2023, doi: 10.31334/logistik.v7i2.3466.
- [5] P. Kotler, *Marketing*, 9th ed. New York: Pearson Higher Education, 2013.
- [6] A. H. Patwary, M. T. Eshan, P. Debnath, and A. Sattar, “Market Basket Analysis Approach to Machine Learning,” in *2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, IEEE, Jul. 2021, pp. 1–9. doi: 10.1109/ICCCNT51525.2021.9580175.
- [7] V. N. Reddy, P. Sai, and S. Reddy, “Market Basket Analysis Using Machine Learning Algorithms,” *International Research Journal of Engineering and Technology*, vol. 8, no. 7, pp. 2570–2572, 2021, doi: 10.1002/we.19.
- [8] J. Sterman, R. Oliva, K. Linderman, and E. Bendoly, “System Dynamics Perspectives and Modeling Opportunities for Research in Operations Management,” *Journal of Operations Management*, vol. 39–40, no. 1, pp. 1–5, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.jom.2015.07.001.
- [9] R. A. Woodcock, “The Efficient Queue and the Case against Dynamic Pricing,” *Iowa Law Rev*, vol. 105, p. 1759, 2019, Accessed: Mar. 12, 2025. [Online]. Available: <https://heinonline.org/HOL/Page?handle=hein.journals/ilr105&id=1799&div=&collection=>
- [10] R. Islam, “Customer Behavior Analytics and Visualization,” University of Technology Sydney, Australia, 2007.
- [11] W. E. Waterlander *et al.*, “Understanding Obesity-Related Behaviors in Youth from a Systems Dynamics Perspective: The Use of Causal Loop Diagrams,” *Obesity Reviews*, vol. 22, no. 7, pp. 1–16, Jul. 2021, doi: 10.1111/obr.13185.



- [12] F. Iraldo, F. Testa, P. Lanzini, and M. Battaglia, "Greening competitiveness for hotels and restaurants," *Journal of Small Business and Enterprise Development*, vol. 24, no. 3, pp. 607–628, Aug. 2017, doi: 10.1108/JSBED-12-2016-0211/FULL/PDF.
- [13] K. Sivakumar, M. Li, and B. Dong, "Service Quality: The Impact of Frequency, Timing, Proximity, and Sequence of Failures and Delights," *J Mark*, vol. 78, no. 1, pp. 41–58, Jan. 2014, doi: 10.1509/jm.12.0527.
- [14] M. O. Ananda, H. M. Harun, P. L. Tan, S. Sharkawi, and S. Saad, "Point of Sale's Transaction Data: Envisioning Micro Small and Medium Enterprise (MSME)'s Inventory Management Strategy," *International Journal of Business and Technology Management*, vol. 6, no. 1, pp. 448–459, 2024, doi: 10.55057/ijbtm.2024.6.1.38.
- [15] M. Roos, "Feedback, Circular Causality, and System Dynamics," in *Principles of Complexity Economics*, Springer, Cham, 2024, pp. 253–338. doi: 10.1007/978-3-031-51436-4\_7.