Volume 7 Issue 2 (2026) Pages 657 - 672
Bata Ilyas Educational Management Review
ISSN : 2828-2256 (Online)

Business Intelligence for Sales Performance Analysis: A Power BI Approach to Google Merchandise Data

Atqiya Hanina Rahmah✉[1], Dini Ayu Lestari[2], Putri Imanuela A.[3], Salsabila Ezvi Azahra[4], Yusma Diana[5], Nadya Fritanita Julyazti[6], Marcel Maulana[7]

[1,2,3,4,5] Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Negeri Padang, Indonesia
[6]Program Studi D3 Manajemen Perdagangan, Sekolah Vokasi, Universitas Negeri Padang, Indonesia
[7]Program Studi Ilmu Komunikasi, Fakultas Ilmu Komunikasi, Universitas Padjadjaran, Indonesia

Abstrak

This study aims to analyze the sales performance of Google merchandise and identify user behavior patterns through a Business Intelligence (BI) approach using Microsoft Power BI. This study employs a descriptive method supported by time series analysis, behavioral analysis, and comparative analysis. The data were processed through data cleaning, transformation, modeling, and visualization to develop an interactive dashboard containing key sales performance indicators. The results show that sales performance reached its highest level in December, with total revenue of US$18.1 million during the three-month observation period and an average order value (AOV) of US$1,170. However, the proportion of returning users was only 5%, indicating that customer retention remains an area requiring attention. Desktop devices accounted for the largest share of usage, at 58.32%. Furthermore, revenue per user (RPU) increased in December before declining again in January. The analysis also identified a group of users with more than 20 activities, although high activity levels did not always result in transactions. These findings indicate that a Power BI dashboard can help describe sales performance and identify areas requiring further evaluation, particularly customer retention and user conversion.
Keywords: Business Intelligence; Power BI; Sales Analysis; Dashboard; Google Merchandise Store.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja penjualan merchandise Google serta mengidentifikasi pola perilaku pengguna melalui pendekatan Business Intelligence (BI) menggunakan Microsoft Power BI. Penelitian menggunakan metode deskriptif dengan analisis deret waktu (time series analysis), analisis perilaku (behavioral analysis), dan analisis komparatif (comparative analysis). Data diolah melalui tahapan pembersihan, transformasi, pemodelan, dan visualisasi untuk menghasilkan dashboard interaktif yang memuat indikator kinerja penjualan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja penjualan tertinggi terjadi pada bulan Desember, dengan total pendapatan selama periode pengamatan tiga bulan mencapai US$18,1 juta dan nilai rata-rata transaksi (average order value/AOV) sebesar US$1.170. Meskipun demikian, tingkat pengguna yang kembali melakukan pembelian hanya mencapai 5%, yang menunjukkan bahwa retensi pelanggan masih menjadi aspek yang perlu diperhatikan. Penggunaan perangkat desktop mendominasi dengan proporsi sebesar 58,32%. Selain itu, pendapatan per pengguna (revenue per user/RPU) meningkat pada bulan Desember, kemudian menurun kembali pada Januari. Penelitian juga menemukan adanya pengguna dengan lebih dari 20 aktivitas, tetapi aktivitas tersebut tidak selalu menghasilkan transaksi. Temuan ini menunjukkan bahwa dashboard Power BI dapat membantu menggambarkan kinerja penjualan dan mengidentifikasi aspek yang perlu dievaluasi, khususnya retensi dan konversi pengguna.

Kata kunci: Business Intelligence; Power BI; Analisis Penjualan; Dashboard; Google Merchandise Store.

Copyright (c) 2026 Atqiya Hanina Rahmah

✉ Corresponding author :
Email Address : nadyafritanita@unp.ac.id

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah memperluas kemampuan organisasi untuk mengumpulkan data dari berbagai aktivitas operasional, termasuk kunjungan pengguna, interaksi dengan produk, dan transaksi penjualan. Dalam konteks perdagangan elektronik, data tersebut dapat membantu organisasi memahami perubahan permintaan, mengevaluasi hasil penjualan, dan mengenali segmen pengguna yang menunjukkan perilaku berbeda. Akan tetapi, tersedianya data dalam jumlah besar tidak dengan sendirinya menghasilkan pemahaman bisnis. Data yang masih tersebar dalam berkas atau tabel terpisah dapat sulit dibaca, dibandingkan, dan ditafsirkan secara konsisten. Agar dapat digunakan dalam pengambilan keputusan, data perlu melalui proses pengolahan yang memastikan kualitas, keterhubungan, dan kesesuaian indikator dengan pertanyaan bisnis yang ingin dijawab.

Business Intelligence (BI) merupakan pendekatan untuk mengubah data operasional menjadi informasi yang dapat digunakan dalam pemantauan dan evaluasi bisnis. Proses BI tidak terbatas pada pembuatan grafik atau laporan, melainkan mencakup pengumpulan data, transformasi, integrasi, pemodelan, penghitungan ukuran kinerja, dan penyajian informasi. Dalam penelitian ini, BI diterapkan dengan menggabungkan tabel data dan menyajikan hasil analisis penjualan melalui dashboard interaktif. Sejalan dengan pembahasan Fauzi et al. (2023) dan Prahendratno et al. (2023), penggunaan BI dalam manajemen berkaitan dengan kebutuhan menyediakan informasi yang lebih terstruktur untuk membantu proses evaluasi dan pengambilan keputusan. Dengan demikian, keberhasilan penerapan BI perlu dinilai bukan hanya dari tersedianya dashboard, tetapi juga dari ketepatan pengolahan data, kejelasan indikator, dan kemampuan hasilnya menjawab pertanyaan analitis (Phillips-Wren et al., 2021; Ain et al., 2019; Trieu, 2017; Eggert & Alberts, 2020).

Pada analisis penjualan, informasi agregat seperti total pendapatan atau jumlah transaksi memberikan gambaran awal mengenai hasil operasional, tetapi belum cukup untuk menjelaskan perubahan kinerja. Total pendapatan dapat meningkat karena transaksi yang lebih banyak, nilai transaksi rata-rata yang lebih tinggi, atau kombinasi keduanya. Oleh sebab itu, beberapa ukuran perlu dibaca secara bersamaan. Average Order Value (AOV) membantu menggambarkan nilai rata-rata per transaksi, sedangkan Revenue per User (RPU) menghubungkan pendapatan dengan jumlah pengguna sesuai definisi yang diterapkan dalam model. Persentase pengguna yang kembali juga dapat digunakan sebagai indikator perilaku berulang, tetapi interpretasinya harus bergantung pada apakah definisi tersebut mengukur kunjungan ulang atau pembelian ulang. Perbedaan definisi ini penting karena aktivitas pengguna tidak selalu berakhir pada transaksi.

Google Merchandise Store menjadi objek yang relevan untuk penerapan BI karena dataset yang dianalisis memuat informasi aktivitas pengguna, atribut produk, dan atribut pengguna. Dokumentasi Google menyediakan contoh dataset e-commerce Google Analytics untuk eksplorasi analitik (Google, n.d.). Struktur data

yang digunakan dalam analisis memungkinkan peninjauan waktu aktivitas, perangkat, negara, kategori atau nama produk, serta metrik pendapatan yang tersedia. Namun, cakupan data harus dijelaskan secara hati-hati (Maulana & Julyazti, 2025). Dataset sampel tidak memberikan akses ke seluruh sistem internal Google, dan variabel seperti biaya, persediaan, kampanye pemasaran, diskon, atau kondisi pasar tidak termasuk dalam cakupan analisis ini. Oleh karena itu, hasil artikel dibatasi pada pola yang dapat diamati dari variabel dalam dataset tersebut.

Penggunaan data e-commerce juga menuntut perhatian pada kualitas dan konsistensi struktur data. Tabel aktivitas dapat berisi banyak baris untuk pengguna atau produk yang sama, sementara tabel produk dan pengguna berfungsi menyimpan atribut yang relatif lebih stabil. Jika tipe data tidak tepat, kunci penghubung tidak konsisten, atau baris duplikat tidak ditangani, hasil agregasi dapat menjadi tidak akurat atau hubungan antartabel tidak bekerja sebagaimana diharapkan. Pada proyek ini, proses transformasi dilakukan melalui Power Query Editor, termasuk penghapusan duplikasi pada tabel users dan items, penyesuaian tipe data, pembersihan baris kosong atau error, perapian kolom teks, penyeragaman key, serta pemeriksaan nilai revenue. Langkah tersebut merupakan bagian penting dari implementasi karena visualisasi yang baik tetap dapat menyesatkan apabila data yang mendasarinya belum konsisten. (Wang & Strong, 1996; Pipino et al., 2002; Wang et al., 2024; "Data quality in ETL process," 2019). Dimensi kualitas data seperti kelengkapan, akurasi, konsistensi, dan ketepatan waktu perlu dipertimbangkan ketika menyiapkan data untuk analisis (Miller et al., 2024; Wang et al., 2016).

Microsoft Power BI digunakan sebagai alat untuk mengintegrasikan tahap persiapan, pemodelan, perhitungan, dan visualisasi data. Power Query mendukung transformasi sebelum data dimuat, sedangkan Model View digunakan untuk membangun hubungan antartabel. Selanjutnya, visual seperti kartu KPI, grafik garis, grafik batang atau kolom, diagram donat, dan slicer dapat membantu pengguna meninjau data dari sudut pandang yang berbeda. Literatur mengenai visualisasi data dan Power BI, termasuk Dougherty (2021) serta Ferrari dan Russo (2016), memberikan konteks bagi pemanfaatan visualisasi sebagai sarana untuk menyajikan informasi dan memfasilitasi eksplorasi. Meskipun demikian, keberadaan visual tidak otomatis menjadikan analisis valid. Setiap grafik harus dipilih berdasarkan tujuan, metrik yang ditampilkan harus didefinisikan, dan interpretasi perlu mempertimbangkan keterbatasan periode serta sumber data. (Chen et al., 2012; Hjelle et al., 2024; Popovič et al., 2012). Dokumentasi resmi Microsoft menjelaskan Power BI sebagai platform untuk menghubungkan, memodelkan, menganalisis, dan menyajikan data melalui laporan serta dashboard (Microsoft, 2025).

Permasalahan analitis yang mendasari artikel ini adalah bagaimana data aktivitas, produk, dan pengguna dapat diolah menjadi gambaran kinerja penjualan yang lebih mudah dipahami, serta pola apa yang muncul ketika hasil dilihat berdasarkan waktu dan segmen pengguna. Pertanyaan analitis mencakup bulan dengan kinerja terbaik, perangkat yang paling banyak digunakan, tingkat pengguna yang kembali, perubahan RPU, aktivitas pengguna, dan kemungkinan adanya pola musiman. Pertanyaan-pertanyaan tersebut memerlukan pendekatan yang lebih luas

daripada sekadar menampilkan total penjualan, sebab masing-masing berkaitan dengan dimensi analisis yang berbeda.

Artikel ini bertujuan mendeskripsikan implementasi BI menggunakan Power BI pada dataset Google Merchandise Store, menjelaskan proses persiapan dan pemodelan data, serta menginterpretasikan hasil analisis deskriptif yang disajikan dalam dashboard. Kontribusi praktis artikel terletak pada dokumentasi alur pengolahan data dan pembacaan sejumlah indikator yang dapat digunakan sebagai bahan evaluasi. Artikel ini tidak mengklaim mengukur dampak kausal BI terhadap penjualan atau membuktikan strategi pemasaran tertentu berhasil, karena analisis tidak menggunakan eksperimen, kelompok pembanding, atau pengujian kausal.

TINJAUAN PUSTAKA

Business Intelligence dan informasi untuk keputusan bisnis. BI dapat dipahami sebagai rangkaian proses yang menjadikan data operasional lebih siap digunakan untuk pemantauan, analisis, dan evaluasi. Pada tingkat penerapan, proses ini memerlukan integrasi antara sumber data, transformasi, struktur data, indikator, dan antarmuka visual. Fauzi et al. (2023) serta Prahendratno et al. (2023) membahas relevansi BI bagi manajemen dan pengambilan keputusan. Dalam artikel ini, konsep BI diterapkan secara praktis melalui pengolahan dataset dan dashboard, sehingga fokus evaluasi berada pada bagaimana data diorganisasikan dan informasi apa yang dapat diperoleh dari hasil analisis. (Phillips-Wren et al., 2021; Ain et al., 2019; Trieu, 2017; Eggert & Alberts, 2020). Widjaja et al. (2025) juga menekankan bahwa efektivitas BI dipengaruhi oleh kualitas data, kapabilitas sistem, faktor organisasi, serta kompetensi pengguna.

Kualitas data dan proses ETL. Extract, Transform, Load (ETL) merujuk pada rangkaian pengambilan, transformasi, dan pemuatan data ke lingkungan analisis. Pada penelitian ini, proses ETL mencakup impor file CSV, pembersihan nilai dan baris yang bermasalah, penyesuaian tipe data, penyeragaman key, serta pemuatan tabel yang telah diproses ke Power BI. Tujuan praktisnya adalah mengurangi inkonsistensi yang dapat memengaruhi penggabungan tabel atau perhitungan agregat. Proses ini perlu didokumentasikan karena keputusan pembersihan—misalnya bagaimana menangani nilai kosong atau duplikat—dapat memengaruhi jumlah baris dan hasil akhir. Karena jumlah baris sebelum dan sesudah transformasi tidak dicatat dalam analisis ini, artikel tidak mengklaim besarnya peningkatan kualitas data secara numerik (Wang & Strong, 1996; Pipino et al., 2002; Wang et al., 2024; "Data quality in ETL process," 2019).

Pemodelan data untuk analisis multidimensi. Pemisahan tabel aktivitas, produk, dan pengguna memungkinkan analisis dilakukan melalui atribut yang relevan tanpa harus mengulang seluruh informasi produk dan pengguna pada setiap baris aktivitas. Dalam model proyek, events1 diperlakukan sebagai tabel fakta, sedangkan items dan users digunakan sebagai tabel dimensi. Relasi dari events1[user_id] ke users[id] dan events1[item_id] ke items[id] dibuat dengan kardinalitas many-to-one serta arah filter tunggal dari dimensi ke fakta. Struktur ini memungkinkan data aktivitas dianalisis menurut atribut pengguna dan produk. Namun, ketepatan model tetap bergantung pada keunikan key pada tabel dimensi,

konsistensi definisi baris pada tabel fakta, dan kesesuaian hubungan dengan makna data. (Chen et al., 2012; Isik et al., 2013).

Indikator kinerja penjualan. KPI digunakan untuk merangkum aspek tertentu dari kinerja agar pengguna dapat melihat kondisi umum sebelum menelusuri rincian. Dalam proyek ini, indikator yang ditampilkan meliputi total users, total revenue, total transactions, AOV, returning users percentage, dan RPU. Total pendapatan dan transaksi menggambarkan hasil serta volume, AOV memberi konteks nilai rata-rata transaksi, sedangkan RPU menghubungkan pendapatan dengan populasi pengguna yang dihitung. Persentase pengguna yang kembali berpotensi memberi informasi tentang perilaku berulang, tetapi perlu dipastikan apakah pembilang dan penyebutnya merepresentasikan pengguna yang melakukan pembelian ulang atau pengguna yang kembali beraktivitas. Tanpa definisi operasional yang eksplisit, metrik dapat ditafsirkan berbeda oleh pembaca. (Wixom et al., 2014; Trieu, 2017).

Visualisasi dan dashboard interaktif. Dashboard menggabungkan beberapa bentuk visual untuk mengomunikasikan informasi yang saling melengkapi (Julyazti & Maulana, 2024). Kartu KPI menyajikan ringkasan, grafik garis mendukung pengamatan perubahan dari waktu ke waktu, grafik batang memudahkan perbandingan antarproduk atau kategori, sedangkan diagram proporsi menunjukkan distribusi suatu variabel seperti perangkat. Slicer memberi pengguna kemampuan menyaring tampilan menurut atribut tertentu (Akbar et al., 2018). Penggunaan visualisasi yang tepat dapat mempermudah pembacaan pola, tetapi desain visual harus mempertahankan keterbacaan, kejelasan satuan, rentang waktu, dan definisi metrik. Dougherty (2021) dan Ferrari dan Russo (2016) menjadi rujukan umum untuk konteks visualisasi data dan Power BI; namun, artikel ini tidak mengukur secara formal kegunaan dashboard melalui pengujian pengguna. (Popovič et al., 2012; Hjelle et al., 2024; Phillips-Wren et al., 2021).

Analisis deskriptif e-commerce dan batas interpretasi. Analisis deskriptif berguna untuk menjawab pertanyaan mengenai apa yang terjadi dalam data, seperti periode dengan pendapatan tertinggi atau perangkat yang paling sering tercatat. Analisis deret waktu menambahkan dimensi kronologis, sementara analisis perilaku dan perbandingan membagi hasil menurut kelompok pengguna atau atribut lainnya. Akan tetapi, pola deskriptif tidak dengan sendirinya menjelaskan penyebab. Misalnya, peningkatan penjualan pada Desember dapat bertepatan dengan musim liburan, tetapi hubungan sebab-akibat tidak dapat dipastikan tanpa informasi tambahan dan rancangan analisis yang sesuai. Prinsip ini menjadi dasar interpretasi hasil dalam artikel: temuan dilaporkan sebagai pola pada dataset, sedangkan penjelasan mengenai penyebab disajikan sebagai kemungkinan yang masih perlu diuji. (Liao et al., 2017; Handayani et al., 2020; Nuralama et al., 2024; Jabr et al., 2023).

METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis deskriptif dengan Microsoft Power BI Desktop sebagai alat utama. Data yang dianalisis merupakan dataset Google Merchandise Store dalam format CSV. Dokumentasi Google menjelaskan ketersediaan dataset sampel e-commerce Google Analytics untuk kebutuhan analisis

(Google, n.d.). Struktur data yang digunakan dalam model terdiri atas tabel events1 yang memuat aktivitas pengguna, negara, perangkat, tanggal, user_id, dan item_id; tabel items yang memuat informasi produk seperti merek, kategori, nama, varian, dan harga; serta tabel users yang memuat ID pengguna, tanggal bergabung, dan lifetime value (LTV).

Tahap persiapan data dilakukan melalui Power Query Editor. Prosesnya meliputi penghapusan duplikasi pada tabel users dan items, penyesuaian tipe data tanggal dan harga, pembersihan baris kosong atau error, perapian teks menggunakan trim dan clean, penyeragaman kolom kunci, serta pemeriksaan nilai revenue agar tidak terdapat nilai negatif atau null yang mengganggu perhitungan. Data hasil transformasi kemudian dimuat ke Power BI. (Wang & Strong, 1996; Pipino et al., 2002; Wang et al., 2024).

Pada tahap pemodelan, tabel events1 digunakan sebagai tabel fakta, sedangkan items dan users menjadi tabel dimensi. Hubungan dibuat dari events1[user_id] ke users[id] dan dari events1[item_id] ke items[id], dengan relasi many-to-one serta arah filter tunggal dari tabel dimensi menuju tabel fakta. Struktur ini mendukung pemotongan data berdasarkan atribut pengguna dan produk.

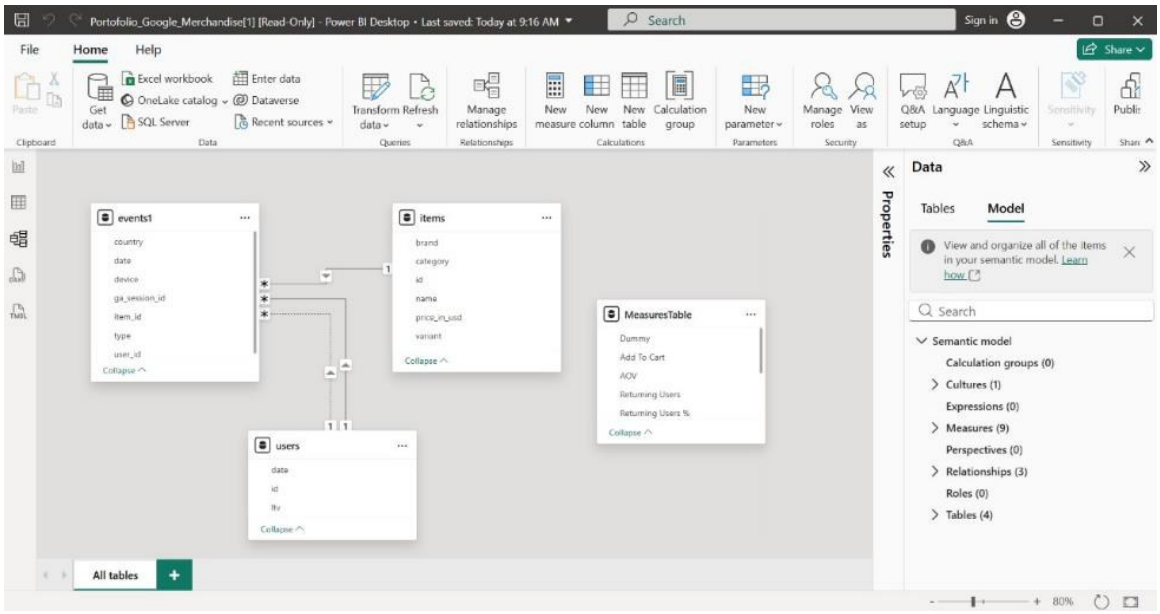
Analisis mencakup empat pendekatan: analisis deskriptif untuk merangkum pengguna, transaksi, pendapatan, dan kategori produk; analisis deret waktu untuk meninjau perubahan transaksi, pendapatan, dan RPU; analisis perilaku untuk membandingkan pengguna baru dan pengguna yang kembali; serta analisis komparatif berdasarkan perangkat, negara, dan kategori. Dashboard memuat KPI total users, total revenue, total transactions, AOV, returning users %, dan RPU.

Unit analisis mengikuti struktur dataset yang tersedia. Tabel events1 memuat catatan aktivitas yang digunakan untuk meninjau waktu, perangkat, negara, user_id, dan item_id; tabel items menyimpan atribut produk; sedangkan tabel users menyimpan atribut pengguna, tanggal bergabung, dan LTV. Karena definisi setiap baris pada events1 perlu dibedakan dari definisi transaksi, istilah event dan transaksi tidak digunakan sebagai istilah yang saling menggantikan. Jumlah event tidak selalu identik dengan jumlah transaksi, sehingga perhitungan total transaksi harus mengikuti definisi transaksi yang diterapkan pada measure Power BI.

Proses analisis dilakukan dengan menyusun visual berdasarkan pertanyaan yang hendak dijawab. Pertama, KPI digunakan untuk memberikan ringkasan umum. Kedua, grafik berdasarkan waktu digunakan untuk mengidentifikasi perubahan bulanan. Ketiga, visual perbandingan digunakan untuk membaca distribusi menurut perangkat, negara, atau kategori produk. Keempat, hasil visual ditafsirkan dengan mempertimbangkan periode pengamatan yang dilaporkan selama tiga bulan. Artikel ini mengikuti hasil yang dilaporkan dalam dokumen proyek dan tidak melakukan perhitungan ulang atas file CSV karena file sumber data tidak disertakan bersama laporan PDF.

Untuk menjaga keterlacakan, angka KPI pada bagian hasil disajikan sebagaimana terlihat pada dashboard Power BI yang dianalisis. Agar analisis dapat direplikasi, versi final penelitian perlu menyertakan file data sumber, rumus DAX,

definisi transaksi, metode penghitungan pengguna unik, serta langkah penanganan nilai hilang apabila informasi tersebut tersedia. Kejelasan tersebut membantu pembaca membedakan nilai yang ditampilkan dashboard dari definisi operasional yang digunakan dalam penghitungan.



Gambar 1. Model hubungan data yang digunakan dalam Power BI

Catatan. Hasil pemodelan dan visualisasi oleh penulis menggunakan Microsoft Power BI.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi pengolahan dan pemodelan data

Implementasi dimulai dengan penentuan kebutuhan analisis, pengumpulan dataset, pembersihan dan transformasi, pemodelan hubungan antartabel, serta penyusunan dashboard. Proses ETL dilakukan untuk meningkatkan konsistensi tipe data dan kolom penghubung sebelum data digunakan dalam visualisasi. Model data menempatkan events1 sebagai tabel fakta yang dihubungkan dengan tabel items dan users. Hubungan tersebut memungkinkan pendapatan dianalisis menurut kategori produk, perilaku pengguna menurut perangkat, serta aktivitas berdasarkan tanggal. (“Data quality in ETL process,” 2019; Wang & Strong, 1996).

Tahap awal implementasi menunjukkan bahwa proses BI perlu dimulai dari pertanyaan analitis, bukan dari pemilihan grafik. Dalam proyek ini, pertanyaan mengenai bulan dengan performa tertinggi memerlukan kolom tanggal yang konsisten; pertanyaan mengenai produk memerlukan hubungan yang benar antara item_id dan tabel items; sedangkan analisis perilaku pengguna memerlukan hubungan user_id dengan tabel users. Dengan demikian, proses transformasi dan pemodelan merupakan prasyarat untuk menghasilkan visual yang dapat ditelusuri kembali ke data.

Secara teknis, penghapusan duplikasi pada tabel dimensi penting untuk menjaga agar atribut produk dan pengguna dapat dihubungkan secara konsisten dengan tabel aktivitas. Penyesuaian tipe data juga berpengaruh pada validitas analisis: kolom tanggal harus dikenali sebagai tanggal agar hierarki waktu dapat digunakan, sementara nilai harga dan pendapatan perlu disimpan dalam tipe numerik agar dapat dijumlahkan atau dirata-ratakan. Pembersihan nilai kosong, error, spasi berlebih, dan kolom kunci membantu mengurangi potensi kegagalan relasi maupun kesalahan agregasi. Pembersihan data tetap perlu disertai pemeriksaan definisi bisnis setiap metrik. (Pipino et al., 2002; Wang et al., 2024).

Tahap pembersihan data perlu dilengkapi dokumentasi jumlah baris yang dihapus, jumlah nilai kosong yang ditemukan, atau perbandingan hasil sebelum dan sesudah pembersihan apabila informasi tersebut tersedia. Informasi itu dapat menunjukkan skala proses ETL dan meningkatkan transparansi metode. Tanpa angka tersebut, pembahasan dibatasi pada jenis tindakan pembersihan yang dilakukan, bukan besarnya peningkatan kualitas data.

Pemisahan tabel aktivitas, produk, dan pengguna membantu menyajikan atribut yang berbeda tanpa menggabungkan seluruh kolom ke dalam satu tabel. Implementasi yang dianalisis berfokus pada persiapan data, model relasional di Power BI, pengukuran, dan dashboard; penelitian ini tidak membangun data warehouse terpisah.

Pemodelan relasional juga memengaruhi cara filter diterapkan. Dengan arah filter tunggal dari tabel dimensi ke tabel fakta, pilihan kategori atau atribut pengguna dapat memengaruhi catatan aktivitas yang ditampilkan. Pendekatan ini dapat membantu menjaga alur filter tetap jelas, tetapi validitas hasil tetap bergantung pada apakah nilai key pada tabel dimensi unik dan apakah setiap baris event memiliki hubungan yang sesuai. Uraian struktur model pada artikel ini mengacu pada model relasi yang ditampilkan dalam Power BI.

B. Ringkasan indikator kinerja

Dashboard merangkum indikator kinerja utama dalam kartu KPI, lalu melengkapinya dengan grafik tren, perbandingan pendapatan dan transaksi per bulan, distribusi perangkat, serta daftar pengguna dengan aktivitas tinggi. Ringkasan metrik yang ditampilkan pada dashboard disajikan pada Tabel 1.

Enam KPI dipilih karena masing-masing menjawab aspek yang berbeda. Total users menunjukkan cakupan pengguna yang tercatat; total revenue dan total transactions menggambarkan hasil dan volume aktivitas transaksi; AOV menunjukkan nilai rata-rata transaksi; returning users percentage memberi indikasi pembelian berulang; sedangkan RPU mengaitkan pendapatan dengan jumlah pengguna. Pembacaan bersama atas metrik tersebut lebih informatif dibandingkan menggunakan satu indikator saja. Interpretasi angka tetap bergantung pada definisi yang diterapkan pada model data, termasuk bagaimana transaksi dan pengguna unik dihitung. (Wixom et al., 2014; Trieu, 2017).

Dari perspektif pembacaan kinerja, total revenue menunjukkan besaran nilai pendapatan yang dilaporkan, tetapi tidak menunjukkan keuntungan karena biaya

tidak dianalisis. Total transactions memberi informasi volume, tetapi interpretasinya memerlukan kepastian bahwa unit yang dihitung benar-benar transaksi dan bukan event pengguna. AOV memberikan konteks nilai rata-rata transaksi; namun, angka ini dapat dipengaruhi transaksi bernilai tinggi dan perlu dibaca bersama distribusi nilai transaksi jika data tersedia. RPU berguna untuk menghubungkan pendapatan dengan pengguna, tetapi hasilnya bergantung pada periode dan definisi pengguna yang digunakan. Dengan demikian, KPI berfungsi sebagai titik awal untuk eksplorasi, bukan sebagai penjelasan lengkap mengenai kondisi bisnis.

Tabel 1. Ringkasan indikator pada dashboard

Indikator	**Hasil yang dilaporkan**	**Makna dalam analisis**
Total pengguna	270 ribu	Gambaran skala pengguna pada dashboard
Total pendapatan	US$18,1 juta	Ringkasan pendapatan periode analisis
Total transaksi	16 ribu	Volume transaksi yang ditampilkan
AOV	US$1.170	Rata-rata nilai transaksi yang dilaporkan
Pengguna yang kembali	5,0%	Indikasi retensi yang relatif rendah
Penggunaan desktop	58,32%	Desktop merupakan perangkat dominan

Catatan. Hasil pengolahan penulis berdasarkan dataset Google Merchandise Store menggunakan Microsoft Power BI.

C. Pola tren dan perilaku pengguna

Hasil visualisasi menunjukkan bahwa Desember merupakan bulan dengan pendapatan dan jumlah transaksi tertinggi dibandingkan bulan lain dalam periode pengamatan. RPU juga meningkat pada Desember, lalu kembali menurun pada Januari. Karena analisis bersifat deskriptif, pola tersebut menunjukkan perubahan yang terjadi bersamaan dengan periode waktu, tetapi tidak cukup untuk membuktikan bahwa musim liburan menjadi satu-satunya penyebab perubahan penjualan.

Penafsiran musim liburan perlu dibuat secara proporsional. Desember sering diasosiasikan dengan peningkatan aktivitas belanja, tetapi analisis ini hanya mencakup tiga bulan dan tidak membandingkan beberapa tahun. Karena itu, istilah yang lebih tepat adalah adanya puncak penjualan pada Desember yang konsisten dengan kemungkinan pola musiman, bukan bukti definitif bahwa penjualan dipengaruhi musim liburan. Konfirmasi memerlukan data dengan cakupan waktu lebih panjang, informasi promosi dan diskon, serta pembandingan periode yang setara (Liao et al., 2017; Handayani et al., 2020).

Puncak pada Desember memiliki dua implikasi analitis. Pertama, pola tersebut menunjukkan bahwa agregasi bulanan dapat menyembunyikan variasi yang penting apabila seluruh periode hanya diringkas menjadi satu nilai total. Kedua, perbandingan antara pendapatan, transaksi, dan RPU dapat membantu menilai apakah perubahan pendapatan berjalan searah dengan perubahan volume transaksi atau jumlah pengguna. Untuk menilai besarnya selisih antarbualan secara lebih rinci, grafik tren perlu dilengkapi label nilai atau tabel ringkasan bulanan.

Temuan temporal ini memperlihatkan pentingnya menggunakan visualisasi deret waktu untuk menilai dinamika penjualan, bukan hanya melihat agregat total. Puncak pada Desember dapat menjadi sinyal bagi perusahaan untuk meninjau kesiapan persediaan, kapasitas layanan, dan perencanaan promosi menjelang periode dengan permintaan tinggi. Akan tetapi, penjelasan mengenai musim liburan harus dipahami sebagai interpretasi, bukan kesimpulan kausal, karena proyek tidak menguji variabel eksternal seperti kampanye, diskon, stok, atau perubahan harga. Rentang pengamatan yang hanya tiga bulan juga membatasi kemampuan untuk membedakan pola musiman berulang dari lonjakan khusus pada satu periode.

Penurunan RPU pada Januari setelah kenaikan Desember perlu ditafsirkan dengan cara serupa. Pola ini dapat menunjukkan bahwa pendapatan relatif terhadap pengguna tidak bertahan pada tingkat puncak setelah periode Desember, tetapi tanpa rincian jumlah pengguna, transaksi, dan nilai rata-rata per bulan, belum dapat dipastikan komponen mana yang paling berkontribusi. Analisis lanjutan dapat membandingkan perubahan RPU dengan perubahan AOV, jumlah transaksi per pengguna, dan jumlah pengguna aktif agar sumber perubahan dapat dijelaskan lebih terarah.

Dari sisi perilaku pengguna, dashboard menunjukkan returning users sebesar 5%. Angka ini dapat menjadi indikasi awal untuk mengevaluasi retensi pengguna. Dashboard juga menampilkan pengguna dengan aktivitas tinggi, tetapi aktivitas tidak selalu diikuti transaksi. Karena itu, jumlah aktivitas tidak dapat langsung dianggap sebagai ukuran konversi penjualan; diperlukan analisis lanjutan yang menghubungkan aktivitas dengan transaksi aktual.

Perbedaan antara intensitas aktivitas dan terjadinya transaksi penting bagi evaluasi funnel e-commerce. Pengguna dapat melakukan beberapa interaksi sebelum membeli, tetapi aktivitas juga dapat berhenti tanpa menghasilkan pembelian. Kelompok pengguna aktif yang belum bertransaksi dapat ditelaah melalui analisis urutan event, rasio konversi, dan waktu dari kunjungan ke pembelian. Indikator returning users juga perlu didefinisikan secara konsisten karena pengguna yang kembali mengunjungi situs tidak selalu sama dengan pengguna yang melakukan pembelian berulang. (Handayani et al., 2020; Nuralama et al., 2024; Jabr et al., 2023).

Visualisasi pengguna dengan aktivitas tinggi menunjukkan perbedaan penting antara keterlibatan dan konversi. Aktivitas yang tinggi dapat menggambarkan eksplorasi produk, kunjungan berulang, atau interaksi lain, namun tidak dapat langsung ditafsirkan sebagai minat beli yang kuat tanpa melihat urutan event dan status transaksi. Untuk mengembangkan temuan ini, analisis funnel dapat menghitung proporsi pengguna yang bergerak dari melihat produk ke menambahkan produk ke

keranjang dan akhirnya membeli, apabila event-event tersebut tersedia. Analisis cohort juga dapat membandingkan kelompok pengguna berdasarkan waktu pertama kali muncul dan mengamati apakah mereka kembali pada periode berikutnya.

Perangkat desktop menyumbang lebih dari 58% penggunaan pada dashboard, sehingga desktop merupakan perangkat dominan dalam data yang dianalisis. Temuan ini dapat menjadi masukan untuk mengevaluasi pengalaman pengguna pada perangkat tersebut. Namun, data yang dilaporkan tidak mengukur secara langsung pengaruh perangkat terhadap keputusan pembelian.

Proporsi penggunaan tidak serta-merta berarti perangkat tersebut memiliki tingkat konversi atau nilai transaksi tertinggi. Untuk memperoleh kesimpulan yang lebih operasional, analisis dapat diperluas dengan menghitung conversion rate, AOV, dan revenue per device, kemudian membandingkannya pada periode yang sama. Perbandingan menurut negara dan kategori produk juga dapat membantu melihat apakah pola penjualan terkonsentrasi pada pasar atau kelompok produk tertentu. Hasil komparatif perlu dilaporkan dengan ukuran yang sebanding dan jumlah observasi yang memadai.

Dominasi desktop sebesar 58,32% pada dashboard berarti desktop memiliki proporsi terbesar pada ukuran penggunaan yang ditampilkan, tetapi tidak secara otomatis membuktikan bahwa desktop menghasilkan nilai penjualan tertinggi atau memberikan pengalaman terbaik. Perbedaan antara pangsa penggunaan dan kontribusi pendapatan perlu dijaga dalam interpretasi. Jika data mendukung, penghitungan rasio konversi per perangkat akan memberi gambaran yang lebih dekat dengan performa kanal; sementara AOV dan revenue per device dapat menunjukkan apakah nilai transaksi berbeda antarperangkat. Tanpa ukuran tersebut, implikasi yang aman adalah menjadikan desktop sebagai salah satu fokus evaluasi pengalaman pengguna, bukan menetapkan bahwa perangkat tersebut menyebabkan penjualan meningkat.



Gambar 2. Dashboard penjualan Google Merchandise Store

Catatan. Hasil pemodelan dan visualisasi oleh penulis menggunakan Microsoft Power BI.

D. Implikasi bagi pengambilan keputusan

Dashboard menggabungkan indikator ringkas dan visual komparatif sehingga pengguna dapat meninjau performa penjualan dari beberapa sudut pandang dalam satu tampilan. Berdasarkan pola yang terlihat, evaluasi lanjutan dapat memprioritaskan pemantauan penjualan pada periode dengan lonjakan musiman, penelaahan retensi pengguna, dan pemeriksaan aktivitas yang tidak berakhir pada transaksi. Perbandingan menurut kategori, negara, dan perangkat dapat membantu mengidentifikasi segmen yang perlu ditinjau lebih lanjut.

Nilai praktis dashboard terletak pada kemampuannya mengurangi kebutuhan membaca tabel mentah secara terpisah dan memungkinkan indikator dibaca dalam satu lingkungan analisis. Pengambil keputusan dapat menggunakan dashboard untuk mendeteksi periode yang perlu diperiksa, mengajukan pertanyaan lanjutan, dan menentukan analisis yang memerlukan data tambahan. Dengan demikian, dashboard berperan sebagai alat pendukung eksplorasi dan pemantauan, sedangkan keputusan bisnis tetap memerlukan penilaian konteks, validasi angka, serta pertimbangan faktor lain yang tidak tercakup dalam data. (Hjelle et al., 2024; Phillips-Wren et al., 2021).

Implikasi tersebut merupakan arah evaluasi, bukan bukti efektivitas strategi tertentu, karena analisis ini tidak menguji intervensi pemasaran atau eksperimen. Hasil juga bergantung pada dataset serta periode tiga bulan yang digunakan. Penambahan data

pelanggan, pemasaran, biaya, dan periode historis yang lebih panjang dapat memperluas konteks analisis.

Batas ini penting agar hasil tidak digunakan untuk menyimpulkan bahwa BI secara langsung meningkatkan penjualan. Penelitian ini menunjukkan penggunaan Power BI untuk mengolah dan menyajikan data, sedangkan dampak implementasi terhadap keputusan manajerial atau hasil finansial tidak diukur melalui desain evaluasi sebelum-sesudah maupun kelompok pembanding. Oleh sebab itu, kontribusi yang dapat didukung adalah kontribusi operasional berupa penyusunan dashboard dan pemaparan pola deskriptif, bukan bukti peningkatan kinerja akibat penggunaan alat.

E. Keterbatasan Analisis

Keterbatasan analisis meliputi periode pengamatan yang relatif pendek, cakupan data yang berfokus pada event dan produk, serta tidak tersedianya variabel biaya, kampanye pemasaran, persediaan, dan faktor eksternal lainnya dalam dataset yang dianalisis. Beberapa definisi KPI juga perlu didokumentasikan dan divalidasi kembali terhadap rumus pada file Power BI sebelum publikasi. Oleh karena itu, hasil artikel ini sebaiknya dipahami sebagai gambaran deskriptif dari dataset yang dianalisis, bukan evaluasi menyeluruh terhadap seluruh kinerja bisnis Google.

SIMPULAN

Implementasi Business Intelligence menggunakan Power BI pada data Google Merchandise Store menghasilkan alur kerja yang mencakup persiapan data, pemodelan hubungan antartabel, penghitungan indikator, dan penyajian dashboard. Dashboard merangkum total pengguna, pendapatan, transaksi, AOV, persentase pengguna yang kembali, dan RPU, serta menampilkan pola berdasarkan waktu dan perangkat. Dari sisi proses, implementasi menunjukkan bahwa pemanfaatan BI bergantung pada keterkaitan antara pembersihan data, pemodelan relasional, pemilihan KPI, dan desain visual. Jika satu tahap tidak konsisten, pembacaan pada tahap berikutnya dapat terdampak. Karena itu, dokumentasi transformasi, definisi ukuran, dan hubungan antartabel merupakan bagian dari kualitas analisis, bukan hanya urusan teknis di belakang dashboard. Hasil analisis dashboard menunjukkan bahwa Desember menjadi bulan dengan kinerja penjualan tertinggi; pendapatan tercatat sebesar US$18,1 juta dan AOV sebesar US$1.170 selama periode tiga bulan. Returning users sebesar 5% dan dominasi desktop sebesar 58,32% menjadi temuan tambahan untuk evaluasi. Hasil ini menunjukkan kegunaan dashboard sebagai sarana pemantauan dan eksplorasi deskriptif, tetapi tidak membuktikan hubungan sebab-akibat. Pengembangan berikutnya dapat mencakup perluasan periode data, validasi definisi dan perhitungan metrik, integrasi data pemasaran serta biaya, dan penggunaan analisis prediktif atau segmentasi. Langkah tersebut diperlukan agar hasil analisis lebih komprehensif dan rekomendasi bisnis dapat diuji dengan bukti yang lebih kuat.

Pertama, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan rentang data yang lebih panjang agar tren musiman dapat dibandingkan antarperiode dan tidak hanya didasarkan pada satu bulan puncak. Data historis tambahan juga memungkinkan pemeriksaan apakah kenaikan pada Desember merupakan pola yang berulang.

Kedua, definisi dan rumus KPI perlu didokumentasikan secara eksplisit, khususnya untuk total transaksi, returning users, AOV, dan RPU. Perhitungan pada Power BI sebaiknya divalidasi menggunakan sampel data sumber atau hasil agregasi independen untuk mengurangi risiko salah tafsir dan menjaga konsistensi hasil. Ketiga, sumber data dapat diperluas dengan informasi kampanye pemasaran, diskon, biaya, stok, dan karakteristik pelanggan jika tersedia dan penggunaannya diizinkan. Integrasi ini akan memberi konteks lebih lengkap untuk mengevaluasi perubahan pendapatan serta membedakan hubungan yang hanya terjadi bersamaan dari faktor yang mungkin berkontribusi pada perubahan penjualan. Keempat, analisis perilaku dapat ditingkatkan melalui funnel analysis, cohort retention, segmentasi pelanggan, dan perhitungan conversion rate per perangkat maupun kategori. Langkah ini dapat membantu mengidentifikasi titik ketika pengguna berhenti berinteraksi serta kelompok yang memiliki peluang konversi lebih besar. Kelima, dashboard sebaiknya dilengkapi dokumentasi definisi metrik, tanggal pembaruan data, sumber data, dan filter aktif agar hasil lebih transparan bagi pengguna. Pengujian kegunaan dashboard juga dapat dilakukan untuk menilai apakah visual yang ditampilkan mudah dipahami dan sesuai dengan kebutuhan evaluasi.

References :

Ain, N. U., Vaia, G., DeLone, W. H., & Waheed, M. (2019). Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success: A systematic literature review. Decision Support Systems, 125, 113113. https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113113

Akbar, R., Rasyiddah, D., Anrisya, M., Julyazti, N. F., & Syaputri, S. (2018). *Dalam Menganalisis Prioritas Pekerjaan di Indonesia*. *4*(1), 54–59.

Chen, H., Chiang, R. H. L., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. MIS Quarterly, 36(4), 1165–1188. https://doi.org/10.2307/41703503

Eggert, M., & Alberts, J. (2020). Frontiers of business intelligence and analytics 3.0: A taxonomy-based literature review and research agenda. Business Research, 13, 685–739. https://doi.org/10.1007/s40685-020-00108-y

Handayani, P. W., Ariantana, I. M. E., & Pinem, A. A. (2020). How to increase customer repurchase intention in an online retailing store? An extended expectation confirmatory model. International Journal of Electronic Commerce Studies, 11(1), 13–32. https://doi.org/10.7903/ijecs.1721

Hjelle, S., Mikalef, P., Altwaijry, N., & Parida, V. (2024). Organizational decision making and analytics: An experimental study on dashboard visualizations. Information & Management, 61(6), 104011. https://doi.org/10.1016/j.im.2024.104011

Isik, O., Jones, M. C., & Sidorova, A. (2013). Business intelligence success: The roles of BI capabilities and decision environments. Decision Support Systems, 55(1), 13–23. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.005

Julyazti, N. F., & Maulana, M. (2024). Estimated Financial Distress in Manufacturing Companies Listed on the Indonesian Stock Exchange. *YUME : Journal of Management*, *7*(3), 1607–1617. https://doi.org/10.25170/balance.v21i1.5411

Liao, C., Lin, H.-N., Luo, M. M., & Chea, S. (2017). Factors influencing online shoppers' repurchase intentions: The roles of satisfaction and regret. Information & Management, 54(5), 651–668. https://doi.org/10.1016/j.im.2016.12.005

Maulana, M., & Julyazti, N. F. (2025). Regulatory Gaps in Social Media During Humanitarian Conflicts: Facebook and Rohingya Genocide. *Jurnal Economic Resource*, *8*(1), 47–55. https://doi.org/10.57178/jer.v8i1.1183

Nuralama, I. P., Yudiono, N., Fahmi, M. R. A., Yulia, E. S., & Hidayat, T. (2024). Perceived ease of use, perceived usefulness, and customer satisfaction as driving factors on repurchase intention: The perspective of the e-commerce market in Indonesia. Cogent Business & Management, 11(1), 2413376. https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2413376

Phillips-Wren, G., Daly, M., & Burstein, F. (2021). Reconciling business intelligence, analytics and decision support systems: More data, deeper insight. Decision Support Systems, 146, 113560. https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113560

Pipino, L. L., Lee, Y. W., & Wang, R. Y. (2002). Data quality assessment. Communications of the ACM, 45(4), 211–218. https://doi.org/10.1145/505248.506010

Popovič, A., Hackney, R., Coelho, P. S., & Jaklič, J. (2012). Towards business intelligence systems success: Effects of maturity and culture on analytical decision making. Decision Support Systems, 54(1), 729–739. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.08.017

Trieu, V.-H. (2017). Getting value from business intelligence systems: A review and research agenda. Decision Support Systems, 93, 111–124. https://doi.org/10.1016/j.dss.2016.09.019

Wang, J., Liu, Y., Li, P., Lin, Z., Sindakis, S., & Aggarwal, S. (2024). Overview of data quality: Examining the dimensions, antecedents, and impacts of data quality. Journal of the Knowledge Economy, 15, 1159–1178. https://doi.org/10.1007/s13132-022-01096-6

Wang, R. Y., & Strong, D. M. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. Journal of Management Information Systems, 12(4), 5–33. https://doi.org/10.1080/07421222.1996.11518099

Wixom, B. H., Yen, B., & Relich, M. (2014). Maximizing value from business analytics. MIS Quarterly Executive, 13(2), 111–123.

Widjaja, A. A., Ghapanchi, A. H., & Bingley, S. (2025). Exploring the antecedents to the effective use of business intelligence: A systematic review approach. Information Systems Management, 42(4), 525–545. https://doi.org/10.1080/10580530.2025.2479737

Wang, T.-W., Verbitskiy, Y., & Yeoh, W. (2016). Depicting data quality issues in business intelligence environment through a metadata framework. International Journal of Business Intelligence Research, 7(2), 20–31. https://doi.org/10.4018/IJBIR.2016070102

Data quality in ETL process: A preliminary study. (2019). Procedia Computer Science, 159, 676–687. https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.223

Miller, R., Whelan, H., Chrubasik, M., Whittaker, D., Duncan, P., & Gregório, J. (2024). A framework for current and new data quality dimensions: An overview. Data, 9(12), 151. https://doi.org/10.3390/data9120151

Gemala, K. C. C., Ong, A. K. S., Diaz, J. F. T., Gumasing, M. J. J., Servas, P. J., Ibrahim, Z. K., & Base, T. J. (2026). Analysis of repurchase intentions of e-commerce consumers for sustainable business strategy build-up using a neural network-based decision support system. Franklin Open. https://doi.org/10.1016/j.fraope.2026.100495

Miandari, G. A. K. D., Yasa, N. N. K., Wardana, M., Giantari, I. G. A. K., & Setini, M. (2021). Application of Technology Acceptance Model to explain repurchase intention in online shopping consumers. Webology, 18(1), 247–262. https://doi.org/10.14704/WEB/V18I1/WEB18087

Jabr, W., Ghoshal, A., Cheng, Y., & Pavlou, P. (2023). Maximizing online revisiting and purchasing: A clickstream-based approach to enhancing customer lifetime value. Journal of Management Information Systems, 40(2). https://doi.org/10.1080/07421222.2023.2196778

Microsoft. (2025). Power BI documentation. https://learn.microsoft.com/power-bi/

Google Merchandise Store. (n.d.). Google Analytics sample dataset for BigQuery. Google Cloud. https://developers.google.com/analytics/bigquery/web-ecommerce-demo-dataset