

ANALISIS RANTAI PASOKAN *FAST FASHION* MENGGUNAKAN *EXPLORATORY DATA ANALYSIS* DENGAN *POWER BUSINESS INTELLIGENCE*

M. Alifia Qodri M.A, F. A. Alijoyo

STMIK LIKMI Bandung

Jl. Ir. H. Juanda No.96, Bandung

aliplikmi@gmail.com

ABSTRAK

Industri *fast fashion* mengalami pertumbuhan pesat seiring dengan meningkatnya permintaan akan produk mode yang terjangkau dan cepat. Namun, model bisnis ini menghadapi tantangan keberlanjutan akibat emisi karbon, eksploitasi sumber daya, dan limbah tekstil. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis rantai pasokan *fast fashion* menggunakan pendekatan *Exploratory Data Analysis* (EDA) berbasis *Power Business Intelligence* (Power BI). Studi ini mencakup analisis data pemasok, produk, dan transaksi dengan atribut seperti waktu pengiriman, performa pengiriman, margin kontribusi, dan distribusi pembelian wilayah. Proses analisis mengikuti kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang meliputi seleksi, pra-pemrosesan, transformasi, eksplorasi, dan evaluasi data. Hasil penelitian menunjukkan adanya variasi signifikan dalam kinerja pemasok, dengan kategori produk Outer dan Casual memiliki margin kontribusi tertinggi dibandingkan kategori lainnya. Aktivitas pembelian terkonsentrasi di Pulau Jawa, khususnya Jakarta dan Bandung, sementara wilayah lain menunjukkan potensi pasar yang belum optimal. Konsumen lebih memilih metode pembayaran *Cash on Delivery* (COD) dan pengiriman dengan keseimbangan antara biaya dan kecepatan. Visualisasi interaktif Power BI memfasilitasi pengambilan keputusan strategis yang berorientasi pada efisiensi dan keberlanjutan. Kesimpulannya, pendekatan EDA dengan Power BI efektif dalam mengungkap kompleksitas rantai pasokan *fast fashion*, memberikan wawasan strategis untuk optimalisasi pemasok, manajemen inventaris, dan pengembangan strategi keberlanjutan. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan daya saing dan efisiensi operasional industri *fast fashion*.

Kata kunci : *Fast Fashion, Rantai Pasokan, Exploratory Data Analysis, Power BI, Visualisasi Data.*

1. PENDAHULUAN

Industri *fast fashion* telah mengalami pertumbuhan eksponensial dalam beberapa dekade terakhir, ditandai dengan produksi dan konsumsi pakaian yang cepat dan murah. Model bisnis ini menawarkan tren mode terbaru dengan harga terjangkau, memenuhi permintaan konsumen yang terus berubah. Namun, di balik kesuksesan komersialnya, *fast fashion* menimbulkan dampak signifikan terhadap lingkungan dan sosial. Produksi massal, penggunaan sumber daya yang berlebihan, dan limbah tekstil yang dihasilkan berkontribusi pada degradasi lingkungan, termasuk emisi gas rumah kaca, polusi air, dan penumpukan sampah. Oleh karena itu, muncul seruan untuk memperlambat laju *fast fashion* dan beralih ke praktik yang lebih berkelanjutan [1].

Dalam konteks ini, pemahaman mendalam mengenai rantai pasokan *fast fashion* menjadi krusial. Analisis yang komprehensif terhadap data rantai pasokan dapat memberikan wawasan berharga mengenai efisiensi, keberlanjutan, dan potensi perbaikan. Analisis ini dapat membantu mengidentifikasi titik-titik kritis dalam rantai pasokan yang berkontribusi terhadap dampak negatif, serta peluang untuk menerapkan praktik yang lebih berkelanjutan.

Exploratory Data Analysis (EDA) menawarkan pendekatan yang efektif untuk memahami karakteristik data rantai pasokan. EDA melibatkan eksplorasi visual dan statistik untuk mengungkap pola,

anomali, dan hubungan dalam data. Dengan menggunakan tools seperti *Power Business Intelligence* (BI), visualisasi data yang interaktif dan informatif dapat dihasilkan, memfasilitasi pemahaman yang lebih baik mengenai kompleksitas rantai pasokan. Pemanfaatan consumer data analytics juga berperan penting dalam meningkatkan akurasi peramalan mode, yang pada akhirnya dapat mengoptimalkan produksi dan mengurangi limbah [2].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis rantai pasokan *fast fashion* menggunakan pendekatan EDA dengan Power BI. Fokus penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi faktor-faktor kunci dalam rantai pasokan yang mempengaruhi keberlanjutan dan efisiensi. Penelitian ini juga akan mengeksplorasi bagaimana visualisasi data interaktif dapat memfasilitasi pemahaman yang lebih baik dan pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam konteks *fast fashion*. Penelitian ini relevan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang membahas tentang faktor-faktor yang mempengaruhi niat pembelian konsumen dalam industri *fast fashion* [3]; [4]; [5], kepercayaan penghindaran *fast fashion* [6], perilaku konsumen slow fashion [7], peran influencer media sosial dalam mempromosikan sustainable fashion [8], dan konsep ekonomi sirkular dalam industri fashion [9]. Penelitian ini juga mempertimbangkan bagaimana asosiasi konsumen dapat membangun citra merek sustainable fashion [10].

Melalui analisis ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pemahaman yang lebih baik mengenai rantai pasokan *fast fashion* dan mendorong penerapan praktik yang lebih berkelanjutan dalam industri ini[3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Supply Chain

Penelitian [11], mengadopsi perspektif rantai pasok sebagai landasan metodologis untuk mengkaji hubungan antara manajemen risiko dan kinerja operasional. Dengan memfokuskan pada integrasi berbagai aktivitas dalam rantai pasok, mulai dari pengadaan bahan baku hingga pengiriman produk akhir, penelitian ini berhasil mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang mempengaruhi ketahanan dan efisiensi rantai pasok. Melalui analisis kuantitatif terhadap data panel perusahaan manufaktur, peneliti mampu mengukur tingkat integrasi rantai pasok, mengidentifikasi jenis-jenis risiko yang umum terjadi, serta mengevaluasi dampaknya terhadap kinerja keuangan dan operasional perusahaan.

2.2. Fast Fashion

Industri *fast fashion* telah mengalami pertumbuhan pesat dalam beberapa dekade terakhir, didorong oleh tren mode yang cepat berubah dan produksi massal. Model bisnis ini mengandalkan produksi cepat dan distribusi produk fashion terkini untuk memenuhi permintaan konsumen yang terus meningkat. Namun, industri ini juga dihadapkan pada berbagai tantangan, termasuk dampak lingkungan yang signifikan dan kritik atas praktik bisnis yang tidak berkelanjutan.

Penelitian [12], memberikan kontribusi penting dalam memahami sikap konsumen terhadap keberlanjutan dalam industri ini, sehingga dapat menginformasikan strategi bisnis yang lebih berkelanjutan.

2.3. EDA (Exploratory Data Analysis)

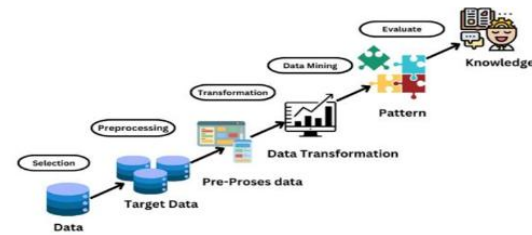
Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif dengan menerapkan *Exploratory Data Analysis* (EDA) sebagai metodologi utama untuk menganalisis data rantai pasokan *fast fashion*. EDA menekankan pada eksplorasi data secara visual dan statistik untuk mengungkap pola, anomali, dan hubungan potensial antar variabel. Pendekatan ini berbeda dengan analisis konfirmasi yang bertujuan menguji hipotesis yang telah dirumuskan sebelumnya. EDA bertujuan untuk menghasilkan hipotesis dan wawasan baru dari data, yang kemudian dapat diuji dalam penelitian selanjutnya.

2.4. KDD (Knowledge Discovery in Databases)

Proses EDA dalam penelitian ini akan didasarkan pada proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) [13]; [14]; [15]. Meskipun terdapat alternatif seperti CRISP-DM [16], KDD tetap relevan

karena penekanannya pada proses iteratif dan interaktif dengan database atau dataset.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. KDD (Knowledge discovery in databases)

3.1. Seleksi Data

Tahap ini melibatkan identifikasi dan pemilihan data yang relevan dari berbagai sumber. Dalam konteks rantai pasokan *fast fashion*, data dapat berasal dari sistem *Enterprise Resource Planning* (ERP), sistem manajemen gudang (*Warehouse Management System*), data penjualan, data logistik, dan sumber eksternal lainnya.

3.2. Pra-pemrosesan Data

Tahap ini bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data untuk analisis. Aktivitas yang dilakukan meliputi penanganan data hilang (*missing values*), penghapusan *noise*, dan transformasi data ke format yang sesuai.

3.3. Transformasi Data

Tahap ini melibatkan konversi data ke format yang lebih sesuai untuk analisis. Contohnya, data kategorikal dapat diubah menjadi data numerik menggunakan teknik *encoding*.

3.4. Data Mining

Tahap ini menerapkan algoritma dan teknik *data mining* untuk mengekstrak pola dan pengetahuan dari data. Dalam penelitian ini, fokusnya adalah pada teknik EDA seperti visualisasi data (misalnya, grafik batang, grafik garis, *scatter plot*, *heatmap*) dan statistik deskriptif (misalnya, rata-rata, median, standar deviasi, korelasi).

3.5. Evaluasi

Tahap ini menilai pola dan pengetahuan yang ditemukan untuk memastikan validitas dan relevansinya.

3.6. Interpretasi/Pengetahuan

Tahap terakhir adalah menginterpretasikan hasil evaluasi dan menghasilkan wawasan yang bermakna. *Software Power BI* akan digunakan sebagai *tools* utama dalam penelitian ini. Power BI menyediakan berbagai fitur visualisasi interaktif dan kapabilitas analisis data yang kuat, yang sangat mendukung proses EDA. Penelitian ini juga mempertimbangkan perkembangan terkini dalam deteksi anomali dan

keamanan jaringan, meskipun fokus utamanya adalah pada analisis rantai pasokan.

Penelitian tentang deteksi intrusi jaringan dan penggunaan teknik seperti algoritma genetika untuk seleksi fitur [17], mekanisme klasifikasi *ensemble* [18], model deteksi ancaman siber berbasis awan [19], perbandingan *autoencoder* untuk deteksi anomali [20], dan arsitektur berbasis FPGA/AI untuk sistem deteksi intrusi jaringan [21] memberikan konteks penting tentang bagaimana teknik analisis data dapat diterapkan dalam domain yang terkait. Iterasi dan interaksi dalam proses KDD, peran repositori data dan pengetahuan, serta integrasi metodologi *software engineering/agile* juga menjadi pertimbangan [22].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Tahapan Data Mining dalam Proses KDD

Tahapan data mining dilakukan untuk menemukan pola, hubungan, atau informasi yang relevan dari dataset yang telah diproses. Proses ini melibatkan penerapan algoritma *clustering* dan analisis regresi untuk mendukung analisis rantai pasok fast fashion. Berikut tahapan detailnya:

- Clustering:** Algoritma *K-Means* digunakan untuk mengelompokkan pemasok berdasarkan lokasi geografis, waktu pengiriman, dan performa pengiriman. Hasil analisis menunjukkan bahwa pemasok di wilayah metropolitan Jakarta memiliki waktu pengiriman paling efisien dibandingkan wilayah lainnya.
- Analisis Regresi:** Regresi linear diterapkan untuk mengevaluasi hubungan antara harga beli, harga jual, dan margin kontribusi. Analisis ini menunjukkan bahwa peningkatan harga jual sebesar 10% pada kategori Outer dapat meningkatkan margin kontribusi rata-rata sebesar 15%.
- Evaluasi Model:** Validasi dilakukan menggunakan *cross-validation*. *Silhouette score* untuk hasil *clustering* mencapai 0,85, menunjukkan kualitas pengelompokan yang baik, sementara nilai R^2 dari regresi linear adalah 0,78, mencerminkan hubungan yang signifikan antara variabel independen dan dependen.

Tabel 1. Supplier

No	Atribut	Tipe Data	Ket
1	Suppid	Nominal	ID
2	Lokasi	Nominal	Lokasi suplier
3	Waktu pengiriman	Numerical	Rata-rata waktu pengiriman barang
4	Performa pengiriman	Numerical	Persentasi keberhasilan pengiriman

Tabel 2. Barang

No	Atribut	Tipe Data	Ket
1	Id barang	Nominal	ID
2	Barang	Nominal	Jenis barang
3	Kategori	Kategorikal	Kategori barang
4	Suppid	Nominal	Foreign key supplier
5	Ketersediaan	Numerikal	Score Ketersediaan
6	Biaya kirim	Numerikal	Biaya kirim dari suplier
7	Grade barang	Kategorikal	Grade barang dari suplier
8	Brand	Kategorikal	Kategori brand
9	Harga beli	Numerikal	Harga beli dari suplier
10	Harga jual	Numerikal	Harga jual dari toko
11	Berat (gram)	Numerikal	Berat barang
12	Batas restock	Numerikal	Batas restok barang

Tabel 3. Penjualan

No	Atribut	Tipe Data	Ket
1	No Pesanan	Nominal	ID
2	Status Pesanan	Numerikal	Status pemesanan
3	No Resi	Nominal	Nomor resi pesanan
4	Opsi Pengiriman	Kategorikal	Opsi pengiriman barang
5	Antar ke counter/ pick-up	Kategorikal	Pilihan pengambilan barang dari kustomer
6	Pesanan Harus Dikirimkan Sebelum (Menghindari keterlambatan)	Date	Pesanan harus dikirimkan sebelum
7	Waktu Pengiriman Diatur	Date	Waktu pengiriman diatur
8	Waktu Pesanan Dibuat	Date	Waktu pesanan dibuat
9	Metode Pembayaran	Kategorikal	Metode pembayaran
10	id_barang	Nominal	ID
11	Harga	Numerikal	Harga pembelian pada aplikasi
12	Jumlah	Numerikal	Jumlah barang yang dibeli
13	Total Diskon	Numerikal	Total diskon dari pembelian barang
14	Berat Produk	Numerikal	Berat produk yang dibeli
15	Username (Pembeli)	Nominal	Username pembeli
16	Nama Penerima	Nominal	Nama penerima
17	No Telepon	Numerikal	Nomor telepon pembeli
18	Alamat Pengiriman	Nominal	Alamat pengiriman

No	Atribut	Type Data	Ket
19	Kota/Kabupaten	Nominal	Kota/Kabupaten penerima
20	Provinsi	Nominal	Provinsi penerima
21	Waktu Pesanan Selesai	Date	Waktu pesanan selesai

Analisis data yang dilakukan mencakup tiga dataset utama yaitu supplier, barang, dan penjualan. Masing-masing dataset memiliki atribut-atribut spesifik yang menggambarkan karakteristik unik dari entitas yang bersangkutan. Atribut-atribut ini bervariasi dalam tipe data, mulai dari data nominal yang digunakan untuk identifikasi hingga data numerik yang digunakan untuk mengukur kuantitas atau nilai. Pemahaman yang mendalam terhadap tipe data ini sangat penting untuk memilih metode analisis yang tepat. Dengan mengidentifikasi pola dan tren dalam data, kita dapat memperoleh wawasan yang berharga untuk pengambilan keputusan bisnis, seperti optimasi rantai pasok, perencanaan inventaris, dan pengembangan strategi pemasaran yang lebih efektif.

Untuk meningkatkan analisis data dan visualisasi dalam Power BI, dilakukan penambahan beberapa kolom pada tabel barang yang relevan, yang terlihat seperti pada tabel 4. Penambahan ini meliputi kolom untuk menghitung rata-rata nilai dari harga beli, bertujuan memberikan gambaran umum tentang biaya rata-rata pembelian barang.

$$\text{Rata - rata Harga Beli} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Harga Beli}_i}{n}$$

Penambahan kolom rata-rata untuk harga jual yang memungkinkan analisis tren harga produk secara keseluruhan.

$$\text{Rata - rata Harga Jual} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Harga Jual}_i}{n}$$

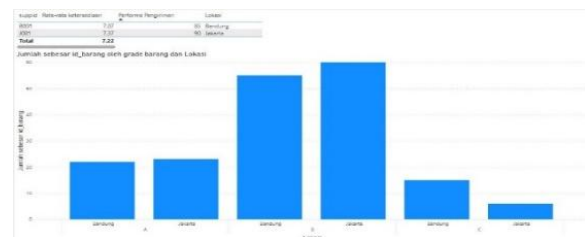
Kolom CMargin ditambahkan untuk menghitung margin kontribusi per unit barang, yaitu selisih antara harga jual dan harga beli, yang digunakan untuk mengukur tingkat profitabilitas tiap produk.

$$CMargin = \text{Harga Jual} - \text{Harga Beli}$$

Kolom CNetSales juga ditambahkan untuk menghitung total pendapatan bersih dengan mempertimbangkan margin keuntungan barang yang terjual, setelah dikurangi total diskon yang diberikan, guna memungkinkan analisis pendapatan bersih yang lebih komprehensif.

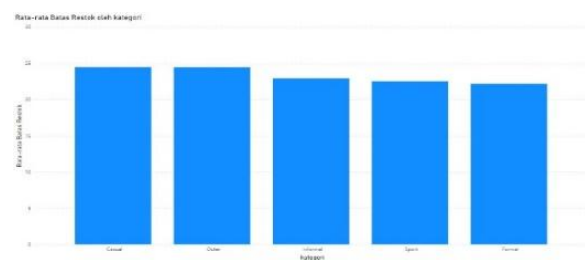
$$CNetSales = \left(\sum_{i=1}^n \text{Jumlah}_i \times CMargin_i \right) - \text{Total Diskon}$$

Penambahan kolom-kolom ini dirancang untuk meningkatkan kualitas analisis data, mempermudah identifikasi tren, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data.



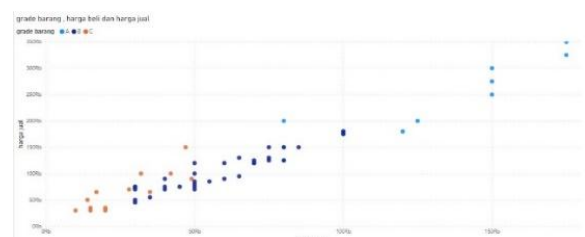
Gambar 2. Analisis Performa

Pada gambar 2 adalah hasil analisis performa pengiriman dan ketersediaan barang dari pemasok B001 dan J001 menunjukkan keunggulan J001 dalam hal skor performa pengiriman dan rata-rata ketersediaan barang. Distribusi kuantitas barang berdasarkan klasifikasi mutu dan lokasi geografis memperlihatkan dominasi Grade B, terutama di Jakarta. Hasil analisis visualisasi mengkonfirmasi adanya variasi kinerja antar pemasok dan heterogenitas distribusi barang. Temuan ini mengindikasikan pentingnya optimalisasi pemilihan pemasok dan alokasi sumber daya dalam rangka meningkatkan efisiensi manajemen rantai pasok.



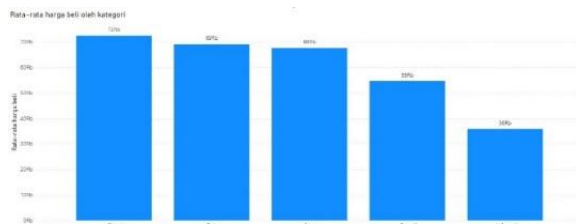
Gambar 3. Rata-rata Batas Restok Berdasarkan Kategori

Gambar 3 adalah hasil analisis rata-rata batas restok berdasarkan kategori pakaian menunjukkan variasi signifikan. Kategori Casual dan Outer memiliki rata-rata tertinggi sekitar 24,5, diikuti Informal dengan rata-rata 23, sementara kategori Sport dan Formal mencatat nilai lebih rendah, masing-masing 22,5 dan 22. Perbedaan ini mencerminkan heterogenitas pola permintaan konsumen atau strategi manajemen inventaris tiap kategori. Kategori dengan rata-rata batas restok tinggi memerlukan perencanaan yang cermat untuk menghindari stockout, sedangkan kategori dengan rata-rata lebih rendah dapat dikelola secara konservatif untuk menekan biaya penyimpanan dan risiko overstock tanpa mengorbankan ketersediaan produk.



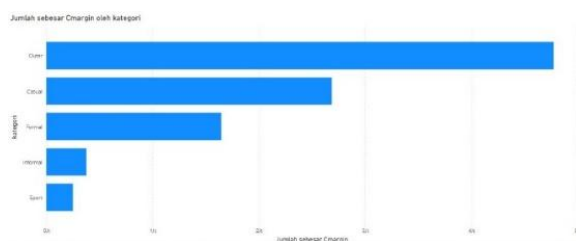
Gambar 4. Harga Beli dan Harga Jual Berdasarkan Klasifikasi Grade A, B, dan, C

Gambar 4 adalah hasil analisis hubungan antara harga beli dan harga jual berdasarkan mutu barang (Grade A, B, dan C) menunjukkan korelasi positif signifikan, dengan variasi pola antar klasifikasi. Grade A memiliki rentang harga terluas dan potensi margin keuntungan tertinggi, mencirikan segmen premium. Grade B menunjukkan korelasi linear dengan rentang harga menengah dan selisih harga yang relatif konstan, cocok untuk pasar kompetitif. Grade C, dengan rentang harga perolehan dan harga jual paling terbatas, menunjukkan selisih minimal, sesuai untuk pasar dengan elastisitas harga tinggi. Temuan ini mengindikasikan perlunya diferensiasi strategi penetapan harga sesuai karakteristik mutu dan segmen pasar masing-masing.



Gambar 5. Rata-rata Harga Beli Berdasarkan Kategori

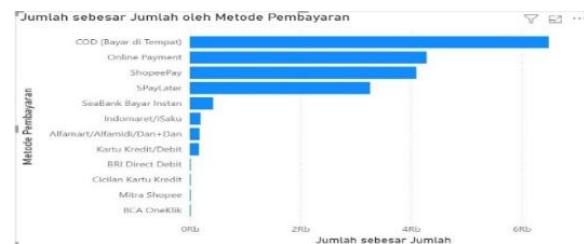
Gambar 5 adalah hasil analisis rata-rata harga perolehan pakaian menunjukkan variasi signifikan antar kategori. Kategori Casual mencatat rata-rata tertinggi sebesar 72 ribu Rupiah, diikuti oleh Outer (69 ribu Rupiah) dan Sport (68 ribu Rupiah). Sebaliknya, kategori Formal dan Informal menunjukkan rata-rata lebih rendah, masing-masing 55 ribu dan 36 ribu Rupiah. Heterogenitas ini mencerminkan perbedaan karakteristik produk, segmentasi pasar, dan strategi pengadaan tiap kategori. Implikasi hasil ini relevan untuk merumuskan strategi harga jual dan optimasi inventaris. Kategori dengan harga perolehan tinggi memerlukan strategi harga yang mempertimbangkan margin dan daya beli pasar, sementara kategori dengan harga lebih rendah dapat fokus pada peningkatan volume penjualan melalui harga kompetitif dan promosi efektif, sambil menjaga efisiensi biaya dan kontrol inventaris.



Gambar 6. Jumlah Cmargin Berdasarkan Kategori Pakaian

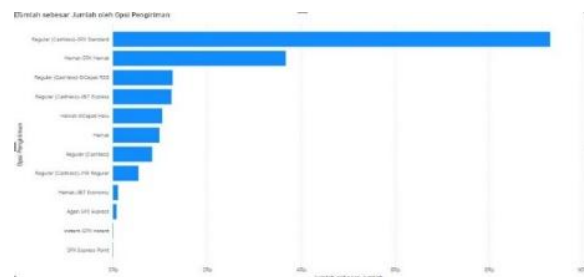
Gambar 6 adalah hasil analisis total Contribution Margin (Cmargin) menunjukkan variasi signifikan antar kategori pakaian. Kategori Outer mencatatkan total Cmargin tertinggi, diikuti oleh Casual yang lebih

rendah secara signifikan, sementara Formal mencatatkan Cmargin moderat. Kategori Informal dan Sport mencatatkan Cmargin terendah dan relatif setara. Disparitas ini mencerminkan perbedaan strategi harga, struktur biaya, atau volume penjualan di setiap kategori. Temuan ini relevan untuk optimalisasi strategi bisnis, dengan memprioritaskan alokasi sumber daya pada kategori ber-Cmargin tinggi seperti Outer untuk memaksimalkan profitabilitas. Kategori dengan kinerja rendah, seperti Informal dan Sport, memerlukan intervensi strategis seperti efisiensi biaya, perbaikan rantai pasok, atau peningkatan volume penjualan melalui strategi pemasaran yang efektif.



Gambar 8. Jumlah Transaksi Berdasarkan Metode Pembayaran

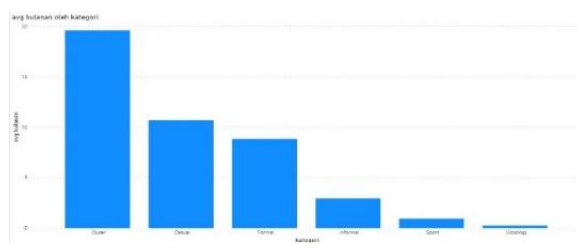
Gambar 8 adalah hasil analisis distribusi transaksi berdasarkan metode pembayaran menunjukkan preferensi signifikan terhadap Cash on Delivery (COD) dan Online Payment. Metode COD mencatat volume transaksi tertinggi, diikuti oleh dompet digital seperti ShopeePay dan SPayLater, meskipun masih di bawah COD dan Online Payment. Sebaliknya, metode seperti transfer bank langsung, jaringan gerai ritel, kartu kredit/debit, cicilan kartu kredit, mitra Shopee, dan BCA OneKlik memiliki volume transaksi yang lebih rendah. Pola ini menunjukkan bahwa kemudahan, kepercayaan (terutama pada COD), dan kecepatan transaksi daring menjadi faktor utama dalam preferensi konsumen. Implikasi strategisnya meliputi peningkatan efisiensi dan keamanan pada COD dan Online Payment, serta mendorong adopsi metode digital lainnya melalui fitur inovatif, promosi menarik, dan edukasi konsumen tentang manfaat serta keamanan metode pembayaran digital.



Gambar 9. Jumlah Transaksi Berdasarkan Opsi Pengiriman

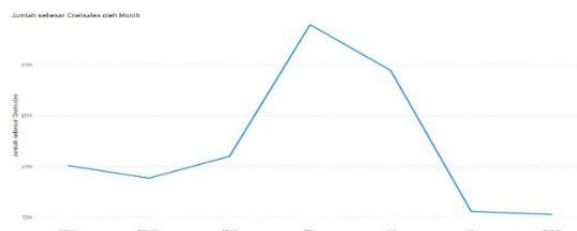
Gambar 9 adalah hasil analisis distribusi transaksi berdasarkan opsi pengiriman menunjukkan preferensi kuat konsumen terhadap layanan SPX

Standard, yang mendominasi total transaksi, diikuti oleh SPX Hemat di peringkat kedua. Layanan reguler tanpa tunai seperti SiCepat REG dan J&T Express mencatat volume transaksi moderat, sedangkan opsi lainnya, seperti JNE Reguler, J&T Economy, SPX Instant, atau pengambilan di SPX Express Point, memiliki volume yang relatif rendah. Pola ini mencerminkan preferensi konsumen terhadap layanan yang menawarkan keseimbangan optimal antara kecepatan pengiriman dan biaya. Temuan ini relevan bagi strategi logistik, dengan rekomendasi untuk memprioritaskan optimalisasi kapasitas layanan SPX Standard dan SPX Hemat. Selain itu, perbaikan layanan lain melalui penyesuaian harga, peningkatan kecepatan, dan strategi pemasaran diperlukan untuk meningkatkan daya saing dan efisiensi secara keseluruhan.



Gambar 10. Rata-rata Bulanan Berdasarkan Kategori

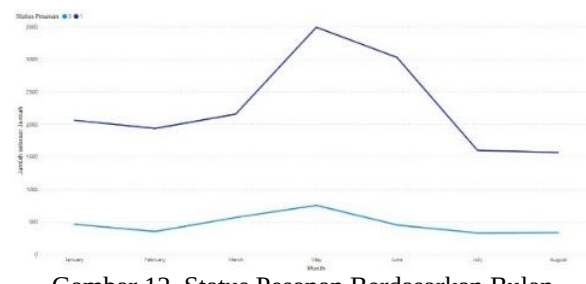
Gambar 10 adalah hasil analisis rata-rata bulanan berdasarkan kategori menunjukkan dominasi signifikan kategori Outer, diikuti oleh Casual dan Formal yang menempati posisi kedua dan ketiga dengan rata-rata lebih tinggi dibandingkan kategori Informal dan Sport. Kategori Informal, Sport, dan kategori kosong (representasi data tidak terklasifikasi) mencatatkan rata-rata bulanan yang sangat rendah, mendekati nol. Hasil ini mengindikasikan konsentrasi permintaan atau aktivitas pada kategori Outer, Casual, dan Formal, dengan Outer sebagai kontributor terbesar. Implikasi strategis mencakup prioritas alokasi sumber daya dan pemasaran pada kategori dominan untuk mengoptimalkan pemenuhan permintaan. Sebaliknya, kategori dengan kinerja rendah memerlukan analisis mendalam untuk mengidentifikasi peluang perbaikan, penyesuaian strategi, atau restrukturisasi portofolio produk.



Gambar 11. Cnetsales Berdasarkan Bulan

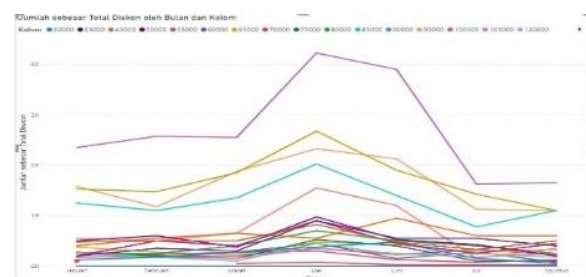
Gambar 11 adalah hasil analisis data bulanan CNetSales menunjukkan fluktuasi signifikan sepanjang periode observasi, diawali dengan kestabilan pada Januari-Februari, peningkatan

moderat pada Maret, hingga mencapai puncaknya pada Mei. Setelah itu, terjadi penurunan tajam pada Juni dan penurunan signifikan yang berlanjut hingga Agustus. Pola ini mencerminkan pengaruh kuat faktor musiman atau kejadian khusus terhadap kinerja penjualan, terutama lonjakan pada Mei. Temuan ini menekankan pentingnya memahami faktor-faktor penyebab fluktuasi, baik untuk memanfaatkan peluang melalui strategi pemasaran dan operasional yang optimal saat lonjakan, maupun untuk mengatasi penurunan dengan diversifikasi produk, kampanye pemasaran, atau penyesuaian harga guna meningkatkan daya saing.



Gambar 12. Status Pesanan Berdasarkan Bulan

Analisis data status pesanan bulanan menunjukkan adanya dua pola fluktuasi yang berbeda, yang mengindikasikan adanya segmen pelanggan yang berbeda pula. Segmen pertama, ditandai dengan volume pesanan yang tinggi dan fluktuasi yang signifikan, kemungkinan mewakili pesanan reguler. Segmen kedua, dengan volume yang lebih rendah namun pola fluktuasi yang serupa, mungkin mencerminkan pesanan yang dipengaruhi oleh promosi atau event musiman. Puncak volume pesanan pada bulan Mei untuk kedua segmen menunjukkan adanya pengaruh faktor eksternal yang sama, seperti kampanye pemasaran besar atau perayaan musiman. Hasil analisis ini menyoroti pentingnya segmentasi pelanggan yang lebih mendalam untuk memahami perilaku pembelian masing-masing segmen dan merancang strategi bisnis yang lebih efektif.



Gambar 13. Total Diskon Berdasarkan Bulan

Analisis total diskon bulanan menunjukkan adanya variasi yang signifikan dalam penerapan strategi diskon antar produk dan fluktuasi temporal yang dipengaruhi oleh faktor musiman. Lonjakan diskon pada bulan Mei mengindikasikan adanya kampanye promosi musiman yang masif. Meskipun demikian, pola diskon setelah Mei menunjukkan

bahwa strategi diskon perusahaan bersifat dinamis dan responsif terhadap perubahan pasar. Untuk mengoptimalkan strategi diskon, diperlukan analisis lebih lanjut terhadap faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pemberian diskon, evaluasi terhadap efektivitas kampanye, serta pengukuran dampak finansialnya. Hasil analisis ini dapat menjadi dasar untuk merancang strategi diskon yang lebih efektif, mengalokasikan anggaran pemasaran secara lebih efisien, dan meningkatkan daya saing perusahaan.



Gambar 14. Sebaran Pembelian produk

Gambar 14 merupakan hasil analisis spasial terhadap data pembelian produk di Indonesia menunjukkan adanya ketidakmerataan distribusi, dengan Pulau Jawa sebagai pusat aktivitas ekonomi utama. Konsentrasi pembelian di wilayah metropolitan seperti Jakarta, Bandung, Surabaya, dan Yogyakarta mengindikasikan pengaruh signifikan dari faktor demografi dan infrastruktur. Untuk menggali potensi pasar yang belum tergarap di wilayah lain, diperlukan pendekatan berbasis data yang lebih mendalam. Metode seperti pemodelan prediksi, optimasi rute distribusi, dan segmentasi pasar berbasis lokasi dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi bisnis yang lebih efektif. Penelitian lebih lanjut dapat diarahkan pada pengembangan model spasial yang lebih kompleks, serta integrasi dengan teknik deep learning untuk mengidentifikasi pola yang lebih halus dalam data. Dengan demikian, analisis spasial dapat menjadi alat yang berharga bagi perusahaan untuk mengoptimalkan operasi dan memperluas jangkauan pasar.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menegaskan bahwa analisis rantai pasok *fast fashion* berbasis *Exploratory Data Analysis* (EDA) dengan Power BI memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan efisiensi operasional dan daya saing industri. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kategori produk *Outer* memiliki margin kontribusi tertinggi, yang menekankan pentingnya strategi pemasaran yang difokuskan pada segmen premium. Konsentrasi pembelian yang dominan di wilayah Pulau Jawa, khususnya Jakarta dan Bandung, mengindikasikan perlunya optimalisasi jaringan distribusi di area tersebut. Preferensi konsumen terhadap metode pembayaran *Cash on Delivery* (COD) dan pengiriman dengan keseimbangan antara kecepatan dan biaya menjadi faktor kunci dalam

perencanaan logistik. Selain itu, penggunaan Power BI terbukti efektif dalam memvisualisasikan data kompleks, mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang efisien dan berorientasi keberlanjutan. Penelitian ini merekomendasikan pengembangan lebih lanjut pada analisis dampak lingkungan serta penerapan teknologi berbasis keberlanjutan untuk mendukung praktik bisnis yang lebih holistik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Niinimäki, G. Peters, H. Dahlbo, P. Perry, T. Rissanen, and A. Gwilt, "The environmental price of fast fashion," *Nature Reviews Earth and Environment*, vol. 1, no. 4. Springer Nature, pp. 189–200, Apr. 01, 2020. doi: 10.1038/s43017-020-0039-9.
- [2] R. A. Amin M, Younus M, Hossen S, "Enhancing Fashion Forecasting Accuracy Through Consumer Data Analytics: Insights From Current Literature," *Ajbais*, vol. 4, no. 2, pp. 54–66, 2024, doi: 10.69593/ajbais.v4i2.69.
- [3] T. Stringer, G. Mortimer, and A. Payne, "Do Ethical Concerns and Personal Values Influence the Purchase Intention of Fast-Fashion Clothing?," *J. Fash. Mark. Manag.*, vol. 24, no. 1, pp. 99–120, 2020, doi: 10.1108/jfmm-01-2019-0011.
- [4] C. J. G. Cayaban, Y. T. Prasetyo, S. F. Persada, R. D. Borres, M. J. J. Gumasing, and R. Nadlifatin, "The Influence of Social Media and Sustainability Advocacy on the Purchase Intention of Filipino Consumers in Fast Fashion," *Sustainability*, vol. 15, no. 11, p. 8502, 2023, doi: 10.3390/su15118502.
- [5] R.-A. Pop, E. Hlédik, and D.-C. Dabija, "Predicting Consumers' Purchase Intention Through Fast Fashion Mobile Apps: The Mediating Role of Attitude and the Moderating Role of COVID-19," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 186, p. 122111, 2023, doi: 10.1016/j.techfore.2022.122111.
- [6] N. Yoon, H. K. Lee, and H. J. Choo, "Fast Fashion Avoidance Beliefs and Anti-Consumption Behaviors: The Cases of Korea and Spain," *Sustainability*, vol. 12, no. 17, p. 6907, 2020, doi: 10.3390/su12176907.
- [7] M. Domingos, V. T. Vale, and S. Faria, "Slow Fashion Consumer Behavior: A Literature Review," *Sustainability*, vol. 14, no. 5, p. 2860, 2022, doi: 10.3390/su14052860.
- [8] J. Jacobson and B. C. Harrison, "Sustainable Fashion Social Media Influencers and Content Creation Calibration," *Int. J. Advert.*, vol. 41, no. 1, pp. 150–177, 2021, doi: 10.1080/02650487.2021.2000125.
- [9] A. D. Marques, A. Marques, and F. Ferreira, "Homo Sustentabilis: Circular Economy and New Business Models in Fashion Industry," *Sn Appl. Sci.*, vol. 2, no. 2, 2020, doi:

- 10.1007/s42452-020-2094-8.
- [10] Y.-J. Kim and K. W. Oh, "Which Consumer Associations Can Build a Sustainable Fashion Brand Image? Evidence From Fast Fashion Brands," *Sustainability*, vol. 12, no. 5, p. 1703, 2020, doi: 10.3390/su12051703.
- [11] M. Munir, M. S. S. Jajja, K. A. Chatha, and S. Farooq, "Supply Chain Risk Management and Operational Performance: The Enabling Role of Supply Chain Integration," *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 227, p. 107667, 2020, doi: 10.1016/j.ijpe.2020.107667.
- [12] B. Zhang, Y.-Z. Zhang, and P. Zhou, "Consumer Attitude Towards Sustainability of Fast Fashion Products in the UK," *Sustainability*, vol. 13, no. 4, p. 1646, 2021, doi: 10.3390/su13041646.
- [13] B. Molina-Coronado, U. Mori, A. Mendiburu, and J. Miguel-Alonso, "Survey of Network Intrusion Detection Methods From the Perspective of the Knowledge Discovery in Databases Process," *Ieee Trans. Netw. Serv. Manag.*, vol. 17, no. 4, pp. 2451–2479, 2020, doi: 10.1109/tnsm.2020.3016246.
- [14] D. Conti, "Monitoring the Quality and Perception of Service in Colombian Public Service Companies With Twitter and Descriptive Temporal Analysis," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 18, p. 10338, 2023, doi: 10.3390/app131810338.
- [15] L. Aguagallo, "Analysis of Student Performance Applying Data Mining Techniques in a Virtual Learning Environment," *Int. J. Emerg. Technol. Learn.*, vol. 18, no. 11, pp. 175–195, 2023, doi: 10.3991/ijet.v18i11.37309.
- [16] V. Plotnikova, M. Dumas, and F. Milani, "Adaptations of Data Mining Methodologies: A Systematic Literature Review," *Peerj Comput. Sci.*, vol. 6, p. e267, 2020, doi: 10.7717/peerj-cs.267.
- [17] S. M. Kasongo, "Genetic Algorithm Based Feature Selection Technique for Optimal Intrusion Detection," 2021, doi: 10.20944/preprints202106.0710.v1.
- [18] K. D. Devprasad, S. Ramanujam, and S. Rajendran, "Context Adaptive Ensemble Classification Mechanism With Multi-criteria Decision Making for Network Intrusion Detection," *Concurr. Comput. Pract. Exp.*, vol. 34, no. 21, 2022, doi: 10.1002/cpe.7110.
- [19] D. Ramachandran, "Enhancing Cloud-Based Security: A Novel Approach for Efficient Cyber-Threat Detection Using GSCSO-IHNN Model," *Systems*, vol. 11, no. 10, p. 518, 2023, doi: 10.3390/systems11100518.
- [20] M. Mohamed, "Comparative Evaluation of VAEs, VAE-GANs and AAEs for Anomaly Detection in Network Intrusion Data," *Emit. Int. J. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 2, pp. 160–173, 2023, doi: 10.24003/emitter.v11i2.817.
- [21] C. Pham-Quoc, T. H. Q. Bao, and T. N. Thinh, "FPGA/AI-Powered Architecture for Anomaly Network Intrusion Detection Systems," *Electronics*, vol. 12, no. 3, p. 668, 2023, doi: 10.3390/electronics12030668.
- [22] A. Rotondo and F. Quilligan, "Evolution Paths for Knowledge Discovery and Data Mining Process Models," *Sn Comput. Sci.*, vol. 1, no. 2, 2020, doi: 10.1007/s42979-020-0117-6.