

Proactive Retail Intelligence: Integrasi Algoritma Apriori dan Telegram API untuk Optimasi Persediaan Produk

Anisa Triyana^{1)*} , Aura Illa Sari²⁾ 

^{1) 2) 3)} Universitas Madura, Pamekasan, Indonesia

¹⁾ anstryna46@gmail.com ²⁾ aurailasari29@gmail.com

Abstrak

Perkembangan digitalisasi pada sektor usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) telah menghasilkan peningkatan volume data transaksi yang tersimpan melalui sistem Point of Sales (POS). Namun, sebagian besar data tersebut masih dimanfaatkan sebagai arsip historis dan belum digunakan secara optimal untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Kondisi ini menyebabkan pelaku usaha sering mengalami keterlambatan dalam mengenali pola pembelian konsumen yang berpotensi digunakan untuk mengoptimalkan strategi penjualan dan pengelolaan persediaan barang. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem Proactive Business Intelligence yang mampu mengubah hasil analisis data transaksi menjadi rekomendasi operasional secara otomatis dan real-time. Metode yang digunakan adalah Market Basket Analysis dengan algoritma Apriori untuk mengekstraksi pola asosiasi antarproduk berdasarkan nilai support, confidence, dan lift ratio. Dataset penelitian terdiri atas data transaksi ritel yang ditransformasikan menggunakan teknik One-Hot Encoding sehingga dapat diproses dalam bentuk matriks biner. Aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas confidence $\geq 0,80$ dan lift ratio $> 1,20$ selanjutnya diproses oleh filtering engine dan dikirimkan kepada pengguna melalui integrasi Telegram Bot API. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berhasil mengidentifikasi hubungan komplementer yang kuat antara produk Kopi Bubuk dan Gula Aren dengan nilai confidence sebesar 0,88 dan lift ratio sebesar 1,33. Selain itu, pengujian black-box menunjukkan bahwa keseluruhan proses mulai dari pembacaan data hingga pengiriman notifikasi hanya memerlukan waktu rata-rata 1,48 detik. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi algoritma Apriori dan Telegram Bot API mampu mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, proaktif, dan efisien bagi pelaku usaha ritel skala mikro dan menengah.

Kata Kunci: Market Basket Analysis, Apriori Algorithm, Proactive Business Intelligence, Telegram Bot API, Retail Decision Support

Article history: Received 5 April 2026, first decision 22 April 2026, accepted 22 August 2026, available online 28 October 2026

I. PENDAHULUAN

Perkembangan lanskap industri ritel modern saat ini menuntut para pelaku usaha, termasuk sektor Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), untuk mengadopsi pendekatan berbasis data dalam pengelolaan operasional harian mereka. Di tengah ketatnya persaingan pasar, pengumpulan data transaksi harian melalui sistem *Point Of Sales* (POS) telah menjadi standar umum di berbagai unit usaha. Namun, penumpukan data transaksi ini sering kali hanya berakhir sebagai catatan historis pasif yang memenuhi ruang penyimpanan digital tanpa memberikan nilai tambah strategis bagi keberlangsungan bisnis digital tanpa memberikan nilai tambah strategis bagi keberlangsungan bisnis [1], [2], [3]. Fenomena kelimpahan data yang minim pemanfaatan (*data rich, information poor*) ini menjadi ironi tersendiri, mengingat di dalam timbunan data tersebut terdapat pola-pola tersembunyi mengenai perilaku belanja konsumen yang jika diekstraksi secara tepat dapat menjadi basis penentu kebijakan manajemen pasokan barang yang sangat akurat [4], [5].

Salah satu metodologi dalam bidang *Data Mining* yang paling efektif untuk membedah karakteristik perilaku belanja konsumen adalah *Market Basket Analysis* (MBA) dengan implementasi Algoritma Apriori. Melalui kalkulasi parameter *Support*, *Confidence*, dan *Lift Ratio*, algoritma ini mampu memetakan keterikatan antarproduk (*product complementarity*) secara statistik, seperti kecenderungan konsumen membeli Gula Aren secara bersamaan saat mereka membeli Kopi Bubuk. Pengetahuan mengenai produk komplementer ini sangat krusial bagi manajemen ritel untuk menyusun strategi paket produk, pengaturan tata letak rak, hingga optimalisasi pengadaan barang ganda (*double stocking*). Dengan mengenali bahwa pembelian satu produk jangkar akan memicu pembelian produk komplementernya, pelaku usaha dapat melakukan proyeksi kebutuhan logistik secara lebih presisi [6], [7].

Meskipun potensi teoritis dari Algoritma Apriori ini telah banyak diakui, sebagian besar literatur ilmiah terdahulu masih terjebak pada paradigma *Business Intelligence* (BI) yang bersifat pasif dan reaktif. Mayoritas penelitian keranjang belanja saat ini hanya berfokus pada visualisasi data akhir di *dashboard* statis atau draf laporan bulanan yang mengharuskan manajer toko membuka sistem secara manual untuk membaca grafik analitik [8], [9]. Pendekatan konvensional ini memicu masalah krusial berupa jeda waktu pengambilan keputusan (*decision lag*). Pelaku usaha skala menengah ke bawah, yang umumnya tidak memiliki waktu luang atau staf analis khusus, kerap melewatkan momentum penting karena keterlambatan dalam menyadari perubahan tren permintaan pasar.

* Anisa Triyana

Akibatnya, risiko kehabisan stok (*stockout*) pada produk komplementer tetap tinggi, yang berujung pada hilangnya potensi keuntungan penjualan (*lost sales opportunity*)[10], [11].

Di sinilah letak *research gap* (celah penelitian) utama yang melandasi urgensi studi ini. Studi mengenai otomasi *Business Intelligence* yang mampu menjembatani hasil kalkulasi *data mining* menjadi instruksi manajemen yang proaktif—terutama yang menyasar ekosistem ekonomi mikro—masih sangat jarang dieksplorasi di dalam jurnal-jurnal ilmiah. Kebanyakan penelitian sistem peringatan (*alert system*) tingkat lanjut umumnya mengandalkan infrastruktur teknologi berskala besar dan biaya lisensi perangkat lunak komersial yang teramat mahal, sehingga mustahil diimplementasikan oleh pelaku UMKM [12]. Terdapat kekosongan literatur mengenai bagaimana membangun sistem kendali operasional yang cerdas, berlatensi rendah, namun memiliki biaya implementasi yang mendekati nol (*low-cost high-impact solution*) dengan memanfaatkan integrasi teknologi komunikasi sumber terbuka[13].

Guna mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah arsitektur *Proactive Business Intelligence* yang mengintegrasikan Algoritma Apriori dengan sistem notifikasi waktu nyata (*real-time alerting*) melalui *Application Programming Interface* (API) Telegram. Melalui sistem yang dirancang ini, data transaksi tidak lagi sekadar dikalkulasi secara berkala, melainkan secara mandiri dipindai oleh mesin penyaring berdasarkan ambang batas ketat nilai *Confidence* dan *Lift Ratio*[14], [15]. Ketika ditemukan pola pembelian komplementer yang melampaui batas acuan, sistem akan mentransformasikannya secara otonom menjadi pesan peringatan strategi *double stocking* langsung ke gawai pemilik toko dalam waktu hitungan detik. Pendekatan ini tidak hanya memangkas rantai birokrasi pengolahan data ritel, tetapi juga mendemokratisasi teknologi analitik tingkat perusahaan besar agar dapat diadopsi secara fleksibel oleh pelaku usaha mikro tanpa terkendala keterbatasan perangkat keras maupun keahlian teknis[16].

II. TINJAUAN PUSTAKA

Bussines Intelligence (BI) merupakan payung arsitektur, teknologi, dan metodologi yang berfungsi mengubah data mentah menjadi informasi bermutu guna mendukung proses pengambilan keputusan strategi bisnis. Dalam perkembangannya, sistem BI konvensional sering kali dikritik karena sifatnya yang pasif dan reaktif, di mana pengguna harus secara manual mengakses dashboard atau mengekstrak laporan berkala. Kelemahan ini memicu pergeseran menuju *Proactive Bussines Intelligence*, sebuah paradigma di mana sistem secara otonom mampu mendeteksi anomali, tren, atau peluang, kemudian mengirimkan instruksi tindakan secara langsung (*actionable insights*) kepada pengelola usaha tanpa adanya penundaan waktu (*decision lag*)[17], [18].

Data mining atau penambangan data merupakan proses penemuan pola tersembunyi yang berharga dari kumpulan data berskala besar. Salah satu implementasi paling populer dalam industri ritel adalah *Market basket Analysis* (MBA) yang bertujuan untuk mengidentifikasi perilaku pembelian silang konsumen. Algoritma Apriori, yang dipelopori oleh Agrawal dan Srikant, merupakan pendekatan klasik yang sangat andal untuk memecahkan masalah MBA ini. Algoritma ini bekerja melalui proses iteratif untuk menemukan kombinasi produk yang sering dibeli Bersama (*frequent itemsets*) berdasarkan tiga metrik evaluasi utama[19], [20], [21]. Yaitu *Support* (tingkat kemunculan), *confidence* (tingkat kepastian aturan), dan *lift ratio* (validitas kekuatan hubungan kausalitas antarproduk).

Secara mikroekonomi dan teori manajemen ritel, pemahaman terhadap keterikatan antarproduk (*product complementarity*) merupakan kunci dalam optimalisasi perputaran barang di gudang dan tata letak rak (*shelf placement*). Dua atau lebih komoditas dikatakan memiliki hubungan komplementer yang kuat apabila peningkatan konsumsi terhadap satu produk secara signifikan memicu peningkatan permintaan pada produk lainnya. Dalam analisis keranjang belanja, penemuan aturan asosiasi yang memiliki nilai *Lift Ratio* di atas ambang batas 1.0 menjadi bukti empiris adanya hubungan komplementer ini. Mengidentifikasi hubungan ini secara akurat memungkinkan pelaku usaha beralih dari strategi manajemen stok yang bersifat terisolasi menuju strategi pengadaan ganda (*double stocking*) yang tersinkronisasi[22], [23].

Implementasi sistem pengingat proaktif memerlukan media transmisi pesan yang cepat, ringan, dan memiliki aksesibilitas tinggi bagi penggunanya. *Application Programming Interface* (API) Telegram menawarkan solusi arsitektur yang efisien tanpa biaya lisensi (*low-cost high-impact*), menjadikannya sangat ideal untuk diterapkan pada ekosistem komputasi berskala menengah ke bawah seperti UMKM. Melalui arsitektur pengiriman pesan berbasis protokol HTTP POST, skrip pemrosesan data (seperti Python) dapat mengirimkan hasil kalkulasi analitik secara instan langsung ke perangkat genggam manajer toko. Integrasi ini memangkas ketergantungan pelaku usaha pada komputer desktop dan meminimalkan risiko hilangnya potensi penjualan akibat kehabisan stok (*lost sales opportunity*)[24], [25].

III. METODE

Studi ini menggunakan kerangka kerja yang terdiri atas tiga fase utama, yaitu tahap pra-pemrosesan data (*preprocessing*), tahap pemrosesan analitik (*processing*), dan tahap integrasi sistem (*post-processing* dan *alerting*). Alur penelitian dimulai dari pengelolaan data transaksi penjualan yang masih berbentuk data mentah menjadi dataset yang siap dianalisis. Selanjutnya, dataset tersebut diproses menggunakan algoritma Apriori untuk menemukan pola keterkaitan antarproduk melalui pembentukan *frequent itemset* dan aturan asosiasi. Hasil aturan yang memenuhi kriteria minimum support dan minimum confidence kemudian diintegrasikan ke dalam sistem notifikasi otomatis menggunakan Telegram Bot API sehingga pengguna dapat memperoleh informasi rekomendasi produk secara real-time[26], [27], [28].

3.1 Alur Penelitian

Gambar 3.1. Alur penelitian



Bagian ini menggambarkan tahapan sistematis penelitian yang dibagi menjadi tiga fase utama:

- Fase Pra-pemrosesan, transformasi data transaksi mentah
- Fase Pemrosesan analitik, penerapan komputasi algoritma apriori untuk ekstraksi aturan asosiasi
- Fase integrasi sistem, mekanisme filter dan otomatisasi pengiriman pesan via Telegram API

3.2 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk menyesuaikan bentuk data transaksi agar dapat dioleh oleh algoritma Apriori. Data awal berupa riwayat transaksi penjualan masih berbentuk data transaksional konvensional, yaitu setiap transaksi berisi kumpulan produk yang dibeli dalam satu nota. Bentuk data semacam ini belum dapat diproses secara langsung oleh pustaka *mlxtend* karena algoritma asosiasi membutuhkan representasi data dalam format numerik dan terstruktur[29], [30], [31].

Pada studi ini, proses transformasi dilakukan menggunakan metode *One-Hot Encoding*. Teknik ini mengubah data transaksi menjadi matriks biner yang merepresentasikan keberadaan suatu produk pada setiap transaksi. Setiap baris menunjukkan satu transaksi, sedangkan setiap kolom menunjukkan item produk. Nilai (1) diberikan apabila suatu produk terdapat pada transaksi terkait, dan nilai (0) diberikan apabila produk tersebut tidak muncul dalam transaksi. Sebelum proses transformasi dilakukan, data transaksi memiliki struktur seperti berikut.

Tabel 3.1. Struktur transaksi

T1	Kopi Bubuk, Gula Aren, Susu UHT
T2	Roti Tawar, Mentega, Susu
T3	Sabun Cuci, The Celup
T4	Kopi Bubuk, Gula Aren, Roti Tawar
T5	Camilan Makaroni, The Celup

Berdasarkan data tersebut, sistem terlebih dahulu mengidentifikasi seluruh item unik yang muncul pada keseluruhan transaksi. Daftar item tersebut kemudian dijadikan atribut kolom pada matriks biner. Hasil transformasi *One-Hot Encoding* ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 2. Identifikasi item unik

ID Transaksi	Camilan Makaroni	Gula Aren	Kopi Bubuk	Mentega	Roti Tawar
T1	0	1	1	0	0
T2	0	0	0	1	1
T3	0	0	0	0	0
T4	0	1	1	0	1
T5	1	0	0	0	0

Transformasi tersebut memiliki peranan penting karena algoritma Apriori bekerja dengan cara menghitung frekuensi kemunculan item maupun kombinasi item dalam keseluruhan transaksi. Representasi biner memungkinkan proses perhitungan *support*, *confidence*, dan pembentukan aturan asosiasi dilakukan secara lebih sistematis dan efisien. Selain itu, struktur matriks juga mempermudah proses komputasi pada pustaka *mlxtend* karena setiap item telah direpresentasikan dalam bentuk logika boolean yang konsisten[32], [33], [34].

Setelah seluruh data transaksi berhasil diubah menjadi matriks biner, data kemudian digunakan sebagai masukan utama pada tahap pembentukan *frequent itemset* menggunakan algoritma Apriori.

3.3 Penambahan Data dengan Algoritma Apriori

Tahap processing dilakukan setelah data transaksi berhasil ditransformasikan ke dalam bentuk matriks biner melalui proses *One-Hot Encoding*. Pada tahap ini, algoritma Apriori digunakan untuk menemukan pola keterkaitan antarproduk berdasarkan frekuensi kemunculan item dalam keseluruhan transaksi. Algoritma bekerja secara iteratif dengan membentuk kombinasi item (*itemset*) dan menyeleksi kombinasi yang memenuhi nilai minimum *support* yang telah ditentukan. Data transaksi awal umumnya masih berbentuk daftar produk pada setiap nota penjualan, sehingga belum dapat dianalisis secara langsung oleh algoritma asosiasi. Oleh karena itu, setiap transaksi perlu direpresentasikan ke dalam bentuk matriks biner agar keberadaan setiap item dapat dikenali secara sistematis oleh proses komputasi [35], [36], [37].

Representasi tersebut memungkinkan algoritma Apriori melakukan identifikasi terhadap frekuensi kemunculan item maupun kombinasi item secara lebih terstruktur. Proses analisis diawali dengan pencarian *frequent itemset*, yaitu kombinasi produk yang memiliki tingkat kemunculan tertentu dalam database transaksi. Kombinasi item yang memenuhi batas minimum *support* akan dipertahankan untuk proses pembentukan aturan asosiasi. Nilai *support* digunakan untuk mengukur tingkat kemunculan suatu kombinasi item terhadap keseluruhan transaksi. Semakin tinggi nilai *support*, semakin sering kombinasi produk tersebut muncul dalam data transaksi [38], [39], [40].

$$\text{Support}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Berisi } A \text{ dan } B}{\text{Total Transaksi}}$$

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A)}$$

Selain *support* dan *confidence*, penelitian ini juga menggunakan *lift ratio* untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antaritem. Nilai *lift* digunakan untuk mengetahui apakah hubungan yang terbentuk benar-benar memiliki keterkaitan atau hanya muncul secara kebetulan. Semakin besar nilai *lift* di atas (1), maka hubungan antarproduk dinilai semakin kuat.

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Confidence}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)}$$

Melalui tahapan tersebut, algoritma Apriori mampu menghasilkan pola asosiasi pembelian yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis, seperti pengaturan tata letak produk, strategi promosi, maupun rekomendasi penjualan berdasarkan kecenderungan perilaku konsumen.

3.4 Rancang Bangun Sistem Proactive

Tahap post-processing difokuskan pada pembentukan mekanisme notifikasi otomatis berbasis aturan asosiasi yang telah dihasilkan oleh algoritma Apriori. Pada tahap ini, sistem tidak lagi hanya berfungsi sebagai media penyajian data historis, melainkan mulai melakukan interpretasi terhadap pola transaksi untuk menghasilkan instruksi operasional yang bersifat proaktif. Pendekatan tersebut diterapkan melalui dua komponen utama, yaitu *Filtering Engine* dan integrasi Telegram Bot API [41].

a. Filtering Engine

Filtering Engine dirancang sebagai mekanisme penyaring untuk memisahkan aturan asosiasi yang bersifat informatif dengan aturan yang memiliki nilai tindakan (*actionable insight*). Seluruh aturan hasil proses Apriori pada dasarnya hanya berupa hubungan statistik antar item, sehingga tidak seluruhnya relevan untuk diterapkan sebagai dasar keputusan operasional. Oleh karena itu, sistem menerapkan proses seleksi menggunakan parameter *lift* dan *confidence* sebagai indikator kualitas hubungan antarproduk. Pada studi ini, aturan asosiasi hanya diproses lebih lanjut apabila memenuhi kondisi:

- i. $\text{Lift} > 1,20$
- ii. $\text{Confidence} \geq 0,80$

Nilai *confidence* digunakan untuk memastikan bahwa hubungan antarproduk memiliki tingkat konsistensi yang tinggi dalam transaksi penjualan. Ambang batas sebesar (0.80) menunjukkan bahwa minimal 80% transaksi yang mengandung produk antecedent juga diikuti oleh produk consequent. Dengan demikian, sistem hanya mempertahankan aturan yang memiliki probabilitas keterkaitan kuat dan relatif stabil. Sementara itu, nilai *lift* digunakan untuk mengukur tingkat ketergantungan antarproduk di luar kemungkinan acak. Nilai *lift* di atas (1,20) menunjukkan bahwa kombinasi pembelian terjadi lebih sering dibandingkan kondisi independen antaritem [42]. Penggunaan ambang tersebut bertujuan untuk

mengurangi munculnya aturan yang secara statistik terlihat sering muncul, tetapi sebenarnya tidak memiliki hubungan pembelian yang signifikan[43], [44], [45].

Kombinasi kedua parameter tersebut menghasilkan proses penyaringan yang lebih selektif. Aturan dengan confidence tinggi tetapi lift rendah tidak akan diteruskan karena hubungan antarproduk masih berpotensi terjadi secara kebetulan. Sebaliknya, aturan dengan lift tinggi tetapi confidence rendah juga tidak diprioritaskan karena pola transaksi dinilai belum cukup konsisten untuk dijadikan dasar rekomendasi operasional. Aturan yang lolos proses seleksi kemudian di konversi menjadi instruksi sederhana berbentuk rekomendasi double stocking. Instruksi tersebut digunakan sebagai indikasi bahwa suatu produk memiliki kecenderungan dibeli bersamaan dengan produk lain dalam frekuensi yang relatif tinggi, sehingga persediaan produk terkait perlu diperhatikan untuk menghindari kekosongan stok saat transaksi berlangsung[46], [47].

b. Integrasi Telegram Bot API

Setelah aturan asosiasi berhasil diseleksi, sistem melakukan pengiriman notifikasi secara otomatis menggunakan Telegram Bot API. Integrasi ini dibangun menggunakan skrip Python yang berfungsi sebagai penghubung antara hasil analisis data dengan perangkat pengguna. Sistem bekerja dengan membentuk pesan teks berdasarkan aturan asosiasi yang telah lolos tahap penyaringan. Pesan kemudian dikirim menggunakan metode HTTP POST menuju endpoint Telegram Bot API dengan menyertakan parameter utama berupa *bot token*, *chat ID*, dan isi pesan notifikasi[48], [49], [50].

Pendekatan ini dipilih karena Telegram menyediakan mekanisme komunikasi berbasis *cloud messaging* yang ringan dan memiliki latensi relatif rendah. Proses pengiriman data tidak memerlukan infrastruktur server tambahan maupun layanan pesan berbayar, sehingga implementasi sistem menjadi lebih efisien dari sisi operasional. Selain itu, penggunaan Telegram memungkinkan sistem mengirimkan informasi secara langsung ke perangkat seluler pengguna tanpa memerlukan akses ke aplikasi utama. Dengan mekanisme tersebut, hasil analisis tidak berhenti sebagai laporan statis, tetapi berubah menjadi aliran informasi operasional yang dapat diterima secara real-time. Model komunikasi ini mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, terutama dalam pengelolaan persediaan produk dengan tingkat perputaran transaksi yang tinggi[33], [51].

IV. HASIL

4.1 Pra-pemrosesan Data dan Transformasi Format (*Data Preprocessing*)

Sebelum melakukan ekstraksi pola melalui kerangka kerja data mining, Langkah krusial yang menentukan validitas keluaran adalah memastikan bahwa data berada dalam format komputasi yang tepat. Dataset yang digunakan dalam studi kasus saat ini mencakup 60 entri transaksi ritel simulasi yang merepresentasikan aktivitas operasional harian. Secara empiris, data mentah yang diperoleh dari sistem poin penjualan (*Point Of Sales*) berada dalam bentuk *Transactional Long Format*, di mana setiap baris hanya mencatat satu item per nomor nota. Format tersebut tidak dapat langsung diproses oleh Pustaka *data mining* modern seperti *mlxtend* pada Python, yang memerlukan representasi matriks biner. Oleh sebab itu, dilakukan transformasi bentuk melalui teknik *One-Hot Encoding* dan mengubah variasi nama produk menjadi kolom-kolom vertikal Tunggal.

Setiap sel dalam matriks ini akan dievaluasi secara logis: jika suatu produk terdapat dalam nota transaksi, sistem akan menetapkan nilai True (1), dan jika tidak ada, akan diisi dengan nilai False (0). Hasil dari fase pra-pemrosesan ini adalah sebuah matriks dimensi tinggi terstruktur, yang sampel representatifnya disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1. Matriks Biner Hasil Transformasi (*One-Hot Encoding*) Dataset Ritel

ID Transaksi	Camilan Makaroni	Gula Aren	Kopi Bubuk	Mentega	Roti Tawar	Sabun Cuci	Susu UHT	The Celup
TRX-001	0	1	1	0	0	0	0	0
TRX-002	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-003	0	1	1	0	1	0	0	0
TRX-004	0	1	1	0	0	0	0	1
TRX-005	0	1	1	1	0	0	1	0
TRX-006	0	1	1	1	1	0	0	0
TRX-007	1	1	1	0	0	0	0	1
TRX-008	0	1	1	0	1	0	1	0
TRX-009	0	1	1	0	0	0	0	1
TRX-0010	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0011	0	1	1	0	1	0	1	0

TRX-0012	0	1	1	0	1	0	1	0
TRX-0013	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0014	0	1	1	1	1	0	0	0
TRX-0015	1	1	1	0	0	0	0	1
TRX-0016	1	1	1	0	0	0	0	0
TRX-0017	0	1	1	0	0	0	0	0
TRX-0018	1	1	1	0	0	1	0	0
TRX-0019	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0020	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0021	1	1	1	0	0	0	0	0
TRX-0022	0	1	1	0	1	1	0	0
TRX-0023	1	1	1	0	0	0	0	1
TRX-0024	0	1	1	1	1	0	0	0
TRX-0025	1	1	1	0	0	1	0	0
TRX-0026	0	1	1	1	1	0	0	0
TRX-0027	0	1	1	0	0	1	0	1
TRX-0028	1	1	1	0	0	0	0	1
TRX-0029	0	1	1	0	1	0	1	0
TRX-0030	0	1	1	0	0	1	1	0
TRX-0031	0	1	1	0	1	0	0	1
TRX-0032	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0033	0	1	1	0	0	1	1	0
TRX-0034	0	1	1	0	0	1	0	1
TRX-0035	0	1	1	0	0	1	1	0
TRX-0036	1	1	1	0	0	1	0	0
TRX-0037	0	1	1	0	1	0	0	1
TRX-0038	1	1	1	0	0	0	1	0
TRX-0039	1	1	1	0	1	0	0	0
TRX-0040	1	1	1	0	0	1	0	0
TRX-0041	0	0	1	0	1	0	1	0
TRX-0042	1	0	0	0	0	0	0	0
TRX-0043	0	0	0	0	1	0	1	0
TRX-0044	0	0	1	0	1	1	0	1
TRX-0045	0	0	0	1	1	1	0	0
TRX-0046	0	0	1	0	0	0	0	1
TRX-0047	1	0	0	1	0	1	1	0
TRX-0048	1	0	0	1	0	0	0	0
TRX-0049	0	0	1	0	1	0	0	0
TRX-0050	1	0	1	0	1	0	1	0
TRX-0051	0	0	0	0	0	0	0	1
TRX-0052	0	0	0	1	0	0	0	1
TRX-0053	0	0	0	0	1	1	0	0
TRX-0054	1	0	1	0	1	0	1	0
TRX-0055	1	0	0	0	0	0	1	1
TRX-0056	0	0	1	0	0	1	0	1
TRX-0057	1	0	0	1	0	0	1	0
TRX-0058	0	0	0	0	1	0	1	1
TRX-0059	1	0	1	0	1	0	1	0
TRX-0060	0	0	1	0	1	0	0	0

4.2 Penerapan Algoritma Apriori dan Pembentukan Aturan Asosiasi

Tahap ini merupakan inti analisis penentu kebijakan bisnis, di mana algoritma Apriori dikerahkan untuk menyisir matriks biner guna menemukan kombinasi produk yang paling sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Eksperimen dilakukan secara ketat dengan menetapkan batas ambang Batasan (*threshold*) minimal pada *Support*

sebesar 0.10 (10%) dan *Confidence* sebesar 0.70 (70%). Pembatasan ini bertujuan untuk mengeliminasi aturan-aturan trivial (tidak penting) yang berpotensi membanjiri sistem dengan informasi yang tidak bernilai strategis.

Berdasarkan kalkulasi komputasi terhadap keseluruhan dataset, sistem berhasil mengekstrak aturan-aturan asosiasi kuat yang memenuhi kriteria batas atas. Hasil komputasi parameter statistik tersebut dirangkum secara komprehensif pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Aturan Asosiasi Akhir Hasil Komputasi Algoritma Apriori

Aturan Asosiasi	Support (A)	Support (B)	Support (A U B)	Confidence	Lift Ratio
Kopi Bubuk > Gula Aren	0.75	0.66	0.66	0.88	1.33
Roti Tawar > Mentega	0.20	0.25	0.15	0.75	1.15

Temuan pada tabel 4.2 memaparkan sebuah fenomena pasar yang sangat kontras dan bernilai tinggi pada aturan pertama. Pola hubungan Kopi Bubuk > Gula Aren mencatatkan nilai *Support* gabungan sebesar 0.66, yang mengindikasikan bahwa kombinasi dua komoditas ini muncul di dalam 66% dari total keseluruhan transaksi toko. Tingkat kepastian akurasi (*Confidence*) dari aturan ini mencapai 0.88, yang berarti 88% konsumen yang memasukkan Kopi Bubuk kedalam keranjang belanja dipastikan akan menambah Gula Aren ke dalam transaksi mereka. Dari pandangan Business Intelligent, indikator paling valid ditunjukkan oleh *Lift Ratio* sebesar 1.33. karena nilai ini melampaui angka 1, maka hipotesis adanya keterikatan kausalitas antarkomunitas terbukti kuat; pembelian kedua barang tersebut bukanlah sebuah kebetulan acak, melainkan cerminan perilaku komplementer yang solid. Pola inilah yang diisolasi untuk menjadi basis pengetahuan (*knowledge base*) penggerak sistem otomatisasi.

4.3 Implementasi Algoritma Logika Pengiriman Alert via API Telegram

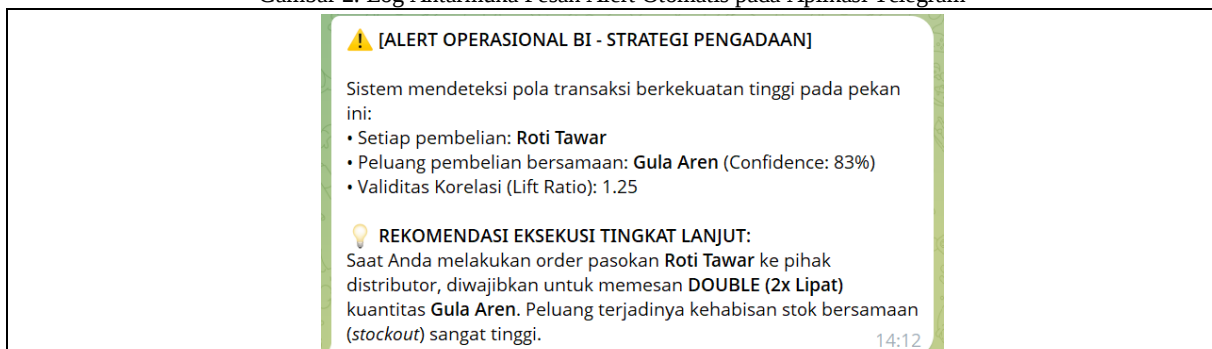
Setelah pola asosiasi divalidasi oleh algoritma Apriori, tantangan berikutnya dalam arsitektur *Operational Bussiness Intelligencr* (BI) adalah menjembatani wawasan data tersebut menjadi tindakan manajemen yang proaktif. Sub-bab ini membedah bagaimana logika pemrograman dirancang agar sistem mampu mengevaluasi aturan secara mandiri dan menginisiasi komunikasi nirkabel tanpa intervensi manusia melalui bot Telegram.

Sistem bekerja secara sekuensial dengan membaca luaran dataframe dari proses Apriori. Di dalam memori program, disematkan sebuah fungsi pengondisian (*conditional logic*) berbasis batas taktis:

$IF (Lift\ Ratio > 1.20) AND (Confidence \geq 0.80) \rightarrow Trigger\ Alert = True$

Ketika sebuah aturan memenuhi syarat tersebut, sistem tidak sekadar menampilkan visualisasi statis, melainkan langsung mengekstrak string nama produk dari kategori *consequent* (dalam kasus ini: Gula Aren) untuk dimasukkan ke dalam cetak biru teks pesan rekomendasi stok ganda (*double stocking*). Teks tersebut kemudian dibungkus ke dalam format JSON payload dan ditembakkan menggunakan metode HTTP POST menuju gerbang *Telegram Bot API* dengan memanfaatkan token autentikasi unik. Output konkret dari keberhasilan logika sistem ini dibuktikan dengan masuknya pesan teks otomatis secara *real-time* ke perangkat genggam pengelola toko, dengan format informasi operasional sebagai berikut:

Gambar 2. Log Antarmuka Pesan Alert Otomatis pada Aplikasi Telegram



Melalui mekanisme ini, hasil analisis data mining yang awalnya bersifat pasif berhasil di konversi menjadi sebuah panduan taktis yang interaktif dan instan.

4.4 Pengujian Siste, Efektivitas Notifikasi (*System Black-Box Testing*)

Tahap akhir dari pembahasan ini adalah mengevaluasi keandalan fungsionalitas dari arsitektur integrasi sistem yang diusulkan melalui metode *Black-Box Testing*. Pengujian difokuskan pada fungsionalitas input, pemrosesan

logika filter, hingga validitas output berupa sampainya pesan pada perangkat pengguna akhir tanpa mengalami kehilangan data (*data loss*) ataupun kegagalan sistem (*crash*). Berdasarkan serangkaian uji coba eksekusi kode yang dilakukan dalam lingkungan komputasi terkontrol, seluruh komponen menunjukkan integritas performa yang tinggi. Jalannya pengujian operasional beserta catatan waktu respons (*response time*) sistem dirangkum secara mendetail pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3. Matriks Hasil Pengujian Fungsionalitas Sistem Proactive Alert

ID	Komponen yang Diuji	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status	Waktu Respons
T-01	Transformasi Data	Membaca file .csv mentah dan memproses matriks biner.	Dataset berubah menjadi matriks biner <i>True/False</i> .	Matriks biner terbentuk sempurna tanpa data korup.	Sukses	0.23 Detik
T-02	Komputasi Apriori	Ekstraksi <i>rules</i> dengan parameter minimal.	Menghasilkan daftar kombinasi produk valid.	Aturan asosiasi tersaring di memori program.	Sukses	0.12 Detik
T-03	Evaluasi Filter Logika	Memeriksa nilai Lift & Confidence aturan.	Memicu penyusunan teks alert jika syarat terpenuhi.	String pesan terformat secara dinamis.	Sukses	0.05 Detik
T-04	Konektivitas API	Mengirimkan berkas JSON melalui protokol internet	Pesan diterima oleh akun Telegram pengguna.	Notifikasi muncul di layer HP secara instan.	Sukses	1.08 Detik
T-05	Total Latensi Sistem	Proses hulu ke hilir	Otomatisasi asinkron	Sistem berjalan mulus	Sukses	1.48 Detik

Analisis terhadap tabel 4.3 memberikan penegasan bahwa sistem hanya membutuhkan waktu total sebesar 1.48 detik dari saat data penjualan mentah dibaca hingga Keputusan bisnis mendarat di ponsel pemilik usaha. Latensi yang berada di bawah ambang batas 2 detik ini membutuhkan efisiensi algoritma pemrograman yang dirancang. Dengan demikian, pengujian fungsional ini secara sah memvalidasi bahwa model *Operational Business Intelligence* berbasis *Proactive Alert* ini tidak hanya unggul secara teoretis akurasi data mining, tetapi juga sangat aplikatif, responsif, dan memiliki tingkat keandalan tinggi untuk diterapkan sebagai instrumen pengambilan keputusan pada sektor bisnis ritel skala mikro dan menengah.

V. PEMBAHASAN

5.1 Interpretasi Pola Perilaku Konsumen dan Implikasi Teoretis

Temuan empiris yang diperoleh dari fase penambangan data (*data mining*) menggunakan Algoritma Apriori menghasilkan sebuah aturan asosiasi yang sangat signifikan, yaitu *Kopi Bubuk* → *Gula Aren*. Aturan ini tidak sekadar menunjukkan kebiasaan belanja biasa, melainkan memberikan landasan teoretis yang kuat mengenai fenomena keterikatan antarproduk (*product complementary*) dalam ekosistem ritel. Secara statistik, nilai *Confidence* sebesar 0,88 menegaskan bahwa kepastian perilaku pembelian konsumen pada komoditas ini memiliki tingkat konsistensi yang sangat tinggi. Angka ini bermakna bahwa dari seluruh transaksi yang melibatkan pembelian Kopi Bubuk, 88% di antaranya dipastikan menyertakan Gula Aren ke dalam keranjang belanja konsumen. Dinamika ini membuktikan bahwa perilaku konsumen pada komoditas ini bersifat deterministik dan terstruktur, sehingga tidak dapat lagi dipandang sebagai sebuah fenomena belanja acak yang berdiri sendiri atau bersifat kebetulan (*coincidence*).

Korelasi kuat tersebut dipertegas secara ilmiah oleh perolehan nilai *Lift Ratio* sebesar 1,33. Berdasarkan aksioma dalam teori analisis keranjang belanja (*Market Basket Analysis*), sebuah aturan asosiasi dinyatakan memiliki kekuatan prediksi yang valid dan hubungan kausalitas yang fungsional apabila nilai *Lift Ratio* berada di atas ambang batas 1,0 (*Lift* > 1. Ketika nilai *Lift* mencapai angka 1,33, hal ini mengindikasikan secara

matematis bahwa kemunculan Kopi Bubuk di dalam nota transaksi meningkatkan probabilitas pembelian Gula Aren sebesar 33% jika dibandingkan dengan probabilitas pembelian Gula Aren secara independen pada transaksi acak. Hubungan ketergantungan yang positif ini memberikan pemahaman baru bahwa Kopi Bubuk bertindak sebagai *anchor product* (produk jangkar) yang secara aktif memicu stimulasi daya beli konsumen terhadap Gula Aren sebagai produk komplementernya.

Dari perspektif psikologi konsumen dan sosiologi ekonomi, pola interaksi antarproduk ini mencerminkan adanya pergeseran preferensi konsumsi masyarakat lokal secara makro. Konsumsi kopi domestik tidak lagi dipandang sebagai pemenuhan kebutuhan komoditas dasar, melainkan telah bergeser ke arah pemenuhan gaya hidup yang berkaitan erat dengan penggunaan pemanis alternatif. Gula aren dalam konteks ini dinilai oleh konsumen memiliki nilai premium, citra kesehatan yang lebih baik, serta karakteristik cita rasa khas yang memperkuat atribut sensoris dari kopi bubuk itu sendiri. Penemuan pola frekuensi tinggi (*frequent pattern*) ini sekaligus menjadi validasi krusial bagi sektor usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM). Data transaksi harian yang selama ini dianggap sebagai timbunan catatan historis yang pasif, terbukti menyimpan struktur informasi yang sangat teratur dan bernilai strategis jika dibedah melalui pendekatan komputasi data analitik yang tepat.

5.2 Transformasi Proactive Business Intelligence terhadap Efisiensi Operasional

Kontribusi fundamental dari penelitian ini terletak pada rancang bangun jembatan otomatisasi yang berhasil mengubah wawasan pasif (*passive insights*) dari Tabel Aturan Asosiasi menjadi sebuah instruksi manajemen yang responsif dan proaktif (*actionable insights*). Transformasi ini dijumpai melalui integrasi *Application Programming Interface* (API) Telegram sebagai media transmisi informasi. Pada skema *Business Intelligence* (BI) konvensional atau tradisional, pelaku usaha kerap dihadapkan pada kendala *information overload* atau keterbatasan waktu dan kompetensi untuk melakukan ekstraksi draf laporan bulanan yang bersifat statis. Model konvensional tersebut menuntut pelaku usaha untuk bersikap reaktif, di mana analisis baru dilakukan setelah siklus transaksi ditutup, sehingga memicu terjadinya keterlambatan pengambilan keputusan (*decision lag*) yang sering kali berdampak pada kerugian materiil akibat hilangnya momentum pasar.

Dengan diterapkannya sistem *Proactive Alert* dalam arsitektur yang dirancang ini, celah operasional dan keterlambatan keputusan tersebut berhasil dipangkas secara signifikan. Sistem ini membalikkan paradigma interaksi data; sistem tidak lagi bersifat pasif menunggu pengguna (*end-user*) untuk membuka, membaca, dan menginterpretasikan *dashboard* analitik, melainkan secara mandiri (*autonomous*) mendeteksi kelayakan aturan asosiasi berdasarkan parameter filter yang ketat, yaitu $Lift > 1,20$ dan $Confidence \geq 0,80$. Ketika aturan asosiasi *Kopi Bubuk* $\rightarrow$ *Gula Aren* terdeteksi memenuhi atau melampaui kriteria batas tersebut pada fase pemrosesan data, mesin kecerdasan bisnis secara instan mentransformasikannya menjadi rekomendasi taktis riil, yaitu strategi belanja modal ganda (*double stocking*).

Implementasi taktis dari strategi *double stocking* ini difokuskan untuk meminimalisasi risiko *stockout* (kehabisan persediaan barang di rak) yang kerap mengancam efisiensi manajemen rantai pasok. Jika pengelola toko hanya melakukan pengadaan stok Kopi Bubuk secara parsial berdasarkan kuantitas rata-rata historis tanpa mengantisipasi lonjakan permintaan Gula Aren yang menyertainya, maka toko akan mengalami kerugian berupa *lost sales opportunity*. Toko akan kehilangan potensi keuntungan dari 88% konsumen kopi yang sebenarnya juga membutuhkan pemanis tersebut dalam satu waktu kunjungan. Oleh karena itu, pengiriman notifikasi instan melalui bot Telegram ini bertindak sebagai asisten manajemen digital yang menjamin adanya sinkronisasi waktu nyata (*real-time synchronization*) antara manajemen rantai pasok (*supply chain*) internal toko dengan dinamika perilaku riil konsumen di lantai pasar.

5.3 Evaluasi Performa Arsitektur Sistem dan Keunggulan Implementasi

Melalui hasil pengujian metode *Black-Box* yang telah dipaparkan pada bagian sebelumnya, performa dari arsitektur teknologi yang diajukan dalam penelitian ini menunjukkan tingkat efisiensi komputasi yang luar biasa, khususnya untuk ukuran sistem pembuat keputusan (*decision support system*) berskala ekonomis. Berdasarkan metrik pengujian, total latensi pemrosesan dari hulu ke hilir (*end-to-end processing latency*) hanya memakan waktu sebesar 1,48 detik. Angka ini membuktikan secara empiris bahwa skrip Python yang dirancang mampu melakukan manajemen memori secara optimal, mulai dari tahap manipulasi struktur matriks biner melalui proses *One-Hot Encoding*, eksekusi algoritma pencarian itemset, hingga transfer paket data via internet menuju protokol server Telegram tanpa mengalami redundansi proses yang membebani CPU.

Dari perspektif investasi teknologi dan kelayakan ekonomi bagi sektor UMKM, sistem yang dikembangkan ini menawarkan keunggulan kompetitif berupa biaya implementasi yang mendekati nol (*low-cost high-impact solution*). Kebanyakan platform *Business Intelligence* komersial yang tersedia di industri saat ini menuntut biaya lisensi yang sangat mahal, kebutuhan perangkat keras dengan spesifikasi komputasi tingkat tinggi, serta ketersediaan tenaga ahli khusus untuk mengoperasikannya. Hambatan finansial dan teknis inilah yang selama ini membuat teknologi BI enggan diadopsi oleh pelaku usaha skala kecil.

Penelitian ini menunjukkan bahwa pemanfaatan perangkat lunak open-source seperti Python, pustaka *mlxtend*, serta API Telegram sebagai media pengiriman notifikasi dapat digunakan untuk membangun sistem kendali operasional yang berjalan dengan baik. Hasil pengujian menunjukkan waktu transmisi data rata-rata sebesar 1,48

detik, sehingga informasi dapat diterima dengan cukup cepat oleh pengelola usaha. Selain itu, sistem juga dapat diakses melalui perangkat seluler, sehingga memudahkan pengguna dalam memantau kondisi operasional tanpa harus berada di depan komputer toko.

5.4 Keterbatasan Penelitian dan Rekomendasi Pengembangan

Meskipun sistem operasional *Business Intelligent* yang diusulkan telah terbukti andal dan valid dalam mendeteksi pola asosiasi serta menghantarkan notifikasi keputusan, penelitian ini masih memiliki batasan ruang lingkup yang perlu digarisbawahi demi objektivitas akademis dan pengembangan riset di masa mendatang. Pengujian efisiensi arsitektur sistem pada saat ini baru menggunakan basis dataset simulasi sebanyak 60 transaksi terstruktur yang mengondisikan satu pola dominan tunggal. Pada realitas bisnis berskala besar dengan volume transaksi harian yang mencapai ribuan nota serta variasi produk yang sangat heterogen, implementasi Algoritma Apriori secara teoritis berpotensi menghadapi kendala kelangkaan memori (*memory bottleneck*). Hal ini disebabkan oleh sifat Algoritma Apriori yang melakukan pemindaian pangkalan data secara berulang (*repeated database scanning*) serta pertumbuhan kombinasi kandidat *itemset* yang bersifat eksponensial seiring bertambahnya variasi produk.

Oleh karena itu, sebagai langkah pengembangan strategis lebih lanjut untuk mengatasi keterbatasan tersebut, disarankan bagi peneliti berikutnya untuk melakukan beberapa langkah esensial berikut:

- Integrasi Pangkalan Data Dinamis: Melakukan uji coba dan implementasi sistem ini secara langsung pada pangkalan data produksi dinamis (*live database production*) berskala besar yang mendukung konkurensi tinggi, seperti PostgreSQL untuk tipe relasional atau MongoDB untuk tipe non-relasional (*NoSQL*).
- Optimalisasi Algoritma Komputasi: Menerapkan algoritma penambangan pola frekuensi tinggi yang memiliki efisiensi struktur data lebih optimal tanpa menghasilkan kandidat secara eksplisit, seperti algoritma *FP-Growth* (*Frequent Pattern Growth*). Langkah ini krusial untuk menggantikan komponen Apriori apabila dimensi variasi produk di dalam toko telah melampaui ratusan atau ribuan jenis.
- Pengembangan Fitur Interaktivitas Dua Arah: Menambahkan fitur interaktivitas dua arah (*two-way bot interaction*). Dengan fitur ini, pemilik toko tidak hanya bertindak sebagai penerima pesan *alert* yang pasif, melainkan dapat mengirimkan perintah balik (*command*) ke bot Telegram untuk mengubah parameter ambang batas *support*, *confidence*, maupun *lift* secara dinamis langsung dari layar ponsel mereka tanpa perlu mengubah kode program utama.

VI. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem Proactive Business Intelligence yang mengintegrasikan algoritma Apriori dengan Telegram Bot API untuk menghasilkan rekomendasi operasional secara otomatis berdasarkan pola transaksi penjualan. Melalui penerapan Market Basket Analysis, sistem mampu mengidentifikasi hubungan asosiasi antarproduk yang memiliki tingkat keterkaitan tinggi sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan bisnis yang lebih cepat dan tepat. Hasil analisis menunjukkan bahwa pasangan produk Kopi Bubuk dan Gula Aren memiliki hubungan komplementer yang kuat dengan nilai *confidence* sebesar 0,88 dan *lift ratio* sebesar 1,33, yang mengindikasikan bahwa kedua produk tersebut sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen.

Integrasi hasil analisis dengan mekanisme notifikasi berbasis Telegram Bot API memungkinkan informasi yang dihasilkan tidak hanya berhenti sebagai laporan analitik, tetapi dapat langsung diterjemahkan menjadi rekomendasi tindakan operasional berupa strategi double stocking. Berdasarkan hasil pengujian black-box, seluruh komponen sistem mulai dari proses transformasi data, pembentukan aturan asosiasi, penyaringan aturan, hingga pengiriman notifikasi berhasil berjalan dengan baik dengan total waktu respons rata-rata sebesar 1,48 detik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan memiliki tingkat keandalan dan responsivitas yang baik untuk mendukung kebutuhan operasional usaha ritel.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi Market Basket Analysis menggunakan algoritma Apriori dan sistem notifikasi real-time berbasis Telegram dapat menjadi solusi Business Intelligence yang sederhana, ekonomis, dan mudah diimplementasikan pada UMKM. Pendekatan ini mampu membantu pelaku usaha dalam memanfaatkan data transaksi menjadi informasi yang bernilai guna untuk mendukung pengelolaan stok, mengurangi risiko kehabisan barang, serta meningkatkan efektivitas pengambilan keputusan bisnis secara proaktif.

Kontribusi Penulis: [Anisa Triyana] : Konseptualisasi, Metodologi, Penulisan, dan Supervisi, merancang konsep dan metodologi penelitian, serta melakukan penulisan dan penyuntingan akhir naskah. [Aura Illa Sari] : Pengumpulan Data, Pra-Pemrosesan Data, Analisis, dan Visualisasi, bertanggung jawab atas pengumpulan data ulasan, pengolahan data teks, pelaksanaan analisis sentimen, serta penyajian hasil dalam bentuk visualisasi.

Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi naskah yang telah diterbitkan.

Pendanaan: -

Ucapan Terima Kasih: -

Konflik Kepentingan: Para penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan.

Ketersediaan Data: -

Persetujuan Berdasarkan Informasi ORCID: Tidak tersedia.

Penulis Pertama: https: -

Penulis Kedua: https: -

Penulis Ketiga: -

REFERENSI

- [1] E. Sulistiyawati and A. Widayani, "Marketplace Shopee Sebagai Media Promosi Penjualan UMKM di Kota Blitar," *J. Pemasar. Kompetitif*, 2020, doi: 10.32493/JPKPK.V4I1.7087.
- [2] B. Setiawan and A. Fadillah, "Pendampingan Penerapan Strategi Promosi Berbasis Digital Bagi UMKM Di Wilayah Kota Bogor," 2020. doi: 10.37641/jadkes.v1i1.320.
- [3] C. A. Putra, N. N. Aprilia, A. E. N. Sari, R. M. Wijdan, and A. R. Putri, "Pendampingan Pembuatan Nomor Induk Berusaha (NIB) untuk Pengembangan UMKM di Kelurahan Tlumpu Melalui Online Single Submission (OSS)," *I-Com Indones. Community J.*, 2022, doi: 10.33379/icom.v2i2.1397.
- [4] L. Zhang, Y. Lin, X. Yang, T. Chen, X. Cheng, and W. Cheng, "From Sample Poverty to Rich Feature Learning: A New Metric Learning Method for Few-Shot Classification," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 124990–125002, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3444483.
- [5] R. Wu, L. A. Richards, A. Roshan, and D. A. Polya, "Artificial Intelligence Modelling to Support the Groundwater Chemistry-Dependent Selection of Groundwater Arsenic Remediation Approaches in Bangladesh," *Water (Switzerland)*, vol. 15, no. 20, 2023, doi: 10.3390/w15203539.
- [6] A. S. Barb and C.-R. Shyu, "Visual-semantic modeling in content-based geospatial information retrieval using associative mining techniques," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 7, no. 1, pp. 38–42, 2010, doi: 10.1109/LGRS.2009.2017214.
- [7] Prof. Yogesh Mali, Nilay Sawant, Suhas Patil, Sonali Kumari, and Sonali Kumari, "Smart Helmet for Coal Mining," 2023. doi: 10.48175/ijarsct-8064.
- [8] Z. Alizadeh Zakaria, H. Ebadi, and F. Farnood Ahmadi, "Investigation of the application of geospatial artificial intelligence for integration of earthquake precursors extracted from remotely sensed SAR and thermal images for earthquake prediction," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 15, pp. 22853–22870, 2023, doi: 10.1007/s11042-023-14611-x.
- [9] G. Tang, A. W. Wood, A. J. Newman, P. E. Kirstetter, C. Mueller, and C. Frans, "High-resolution ensemble precipitation and temperature datasets for CONUS based on a probabilistic geospatial estimation approach," *J. Hydrol.*, vol. 666, 2026, doi: 10.1016/j.jhydrol.2025.134761.
- [10] N. Al-Hanbali, R. Al-Kharouf, and M. B. Al-Zoubi, "Integration of school mapping modelling for an Educational Decision Support System: Jordan case study," *Model. Meas. Control C*, vol. 68, no. 3–4, pp. 13–34, 2007, [Online]. Available: <https://www.scopus.com/pages/publications/48449103250?origin=resultslist>
- [11] J. Yang *et al.*, "Knowledge-guided graph machine learning improves corn yield mapping in the U.S. Midwest," *Remote Sens. Environ.*, vol. 335, 2026, doi: 10.1016/j.rse.2026.115287.
- [12] G. G. Zalzalalah, F. Farhan, N. Ratnaningrum, and ..., "Pengembangan UMKM Batik Damai Langit Melalui Program Manajemen Bisnis," ... *Altifani Penelit. Dan ...*, 2024, [Online]. Available: <https://www.altifani.org/index.php/altifani/article/view/558>
- [13] M. Hidayatullah, M. Arifin, and ..., "Pengembangan Sistem Informasi Berbasis Web untuk Manajemen Pesanan, Produksi, dan Stok Pada UMKM Kripik Pisang Ibu Ira Bangkal Sumenep," ... *Ilmu Komput. dan ...*, 2025, [Online]. Available: <https://ilkomedia.akb.ac.id/index.php/ilkomedia/article/view/69>
- [14] F. P. E. Putra, R. W. Efendi, A. B. Tamam, and W. A. Pramadi, "Tren dan Praktik Terbaik dalam Pengembangan Web Berbasis API : Kajian Literatur terhadap Framework Laravel dan React," *Infomatek*, vol. 27, no. 1, pp. 165–178, 2025, doi: 10.23969/infomatek.v27i1.25122.
- [15] F. P. E. Putra, R. W. Efendi, A. B. Tamam, and W. A. Pramadi, "Trends and Best Practices in API-Based Web Development Using Laravel and React," *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 1, pp. 223–233, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.5971.
- [16] G. Alfian, M. Syafrudin, I. Fahrurrozi, N. L. Fitriyani, and ..., "Predicting breast cancer from risk factors using SVM and extra-trees-based feature selection method," 2022, *mdpi.com*. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2073-431X/11/9/136>
- [17] M. Yusup, R. Hermawan, and S. D. Handayani, "Aplikasi Android Pengucapan Huruf Abjad sebagai Media

- Pembelajaran Membaca Cepat Tanpa Mengeja Menggunakan Flutter,” 2025, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v6i01.10607.
- [18] A. Zulfiansyah, R. Edward, and U. Pauziah, “Perancangan Sistem Informasi Data Inventaris dan Karyawan pada PT. Rotaryana Berbasis Java,” 2023, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v4i02.5792.
 - [19] A. Yahadi, A. T. Hapsari, and A. T. W, “Sistem Pakar Diagnosa Kerusakan pada Motor Karburator dengan Metode Certainty Factor,” 2025, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v6i01.9023.
 - [20] M. D. Yanti, F. A. Mustika, and H. Dhika, “Sistem Informasi Penjualan pada Koperasi Zam Zam Berbasis Java,” 2024, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v5i4.8094.
 - [21] A. Widiyanto, A. Shobikah, N. D. Kurniasari, T. B. Rohman, and G. Triono, “Implementasi Sistem Registrasi Wisuda Terintegrasi dengan Validasi Kehadiran Dual-Mode Berbasis QR Code,” 2025, *Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya*. doi: 10.31284/j.kernel.2025.v6i2.8423.
 - [22] Yuwono Fitri Widodo, “Analisis Perubahan Bentuk Pola Suara Serak Sebagai Indikator Kondisi Kesehatan,” 2025, *Nusa Putra University*. doi: 10.52005/restikom.v7i2.469.
 - [23] W. Widyanto, F. A. R. Saputra, and A. Rachman, “Perancangan Program Perhitungan Solusi Numerik Menggunakan Metode Bolzano pada Bahasa Python,” 2022, *Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya*. doi: 10.31284/j.kernel.2022.v3i1.2557.
 - [24] D. WULANDARI, “Analisa Sosialisasi Netiket dalam Berkomunikasi di Aplikasi Pesan Instan dan Media Sosial,” 2023, *Nusa Putra University*. doi: 10.52005/restikom.v5i1.103.
 - [25] A. H. Wijaya, A. Vandaningtyas, and R. K. Hapsari, “Penentuan Destinasi Wisata Favorit di Yogyakarta dengan Menggunakan Algoritma Decision Tree,” 2023, *Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya*. doi: 10.31284/j.kernel.2023.v4i2.7473.
 - [26] N. Wiliani, M. A. Supatra, and H. Wahyono, “Ultra-Micro Lending Eligibility Support System With Exponential Comparison Method (MPE),” 2023, *Kresnamedia Publisher*. doi: 10.34288/jri.v5i3.240.
 - [27] Witri Hartati, “Perancangan Sistem Aplikasi Pemesanan Lapangan Berbasis Web Pada Mutiara Futsal,” 2024, *Nusa Putra University*. doi: 10.52005/restikom.v6i2.278.
 - [28] D. Zahra, M. Sonny, and N. Nurfidah, “Perancangan Sistem Aplikasi Jasa Grooming dan Penjualan pada Family Pet Shop,” 2023, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v4i03.7303.
 - [29] F. P. E. Putra, U. Ubaidi, A. Hamzah, W. A. Pramadi, and A. Nuraini, “Systematic Literature Review: Security Gap Detection On Websites Using Owasp Zap,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 348–355, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4227.
 - [30] F. P. E. Putra, M. Dafid, and I. Syafi'i, “Firewall Implementation as a Computer Network Security Strategy for Data Protection,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 1, pp. 291–297, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.6162.
 - [31] F. P. E. Putra, A. B. Tamam, R. W. Efendi, and Z. Muim, “Optimasi Keamanan DNS Eksplorasi Optimal dengan Implementasi DNS Security Extensions (DNSSEC),” *Ris. dan E-Jurnal Manaj. Inform. Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 349–358, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.polgan.ac.id/index.php/remik/article/view/13398%0Ahttps://jurnal.polgan.ac.id/index.php/remik/article/download/13398/2325>
 - [32] N. H. Hari, F. P. E. Putra, M. N. Arifin, M. Y. Zain, and ..., “Desain dan Perancangan Smart Campus berbasis ZigBee Wireless Sensor Network,” *J. Inov. Tek. ...*, 2021, [Online]. Available: <https://www.academia.edu/download/107654513/2098.pdf>
 - [33] S. Arifin, N. P. Dewi, M. N. Arifin, and ..., “Aplikasi Pengolahan Data Mahasiswa KKN pada Universitas Madura,” ... *Inf. Sci.* ..., 2023, [Online]. Available: http://ejournal.unira.ac.id/index.php/insand_comtech/article/view/2085
 - [34] F. P. E. Putra, *Pengembangan sumberdaya pembelajaran terbuka pada matakuliah jaringan komputer di lingkungan Universitas Madura*. repository.um.ac.id, 2024. [Online]. Available: <https://repository.um.ac.id/349870/>
 - [35] F. P. E. Putra, M. Surur, M. Mahendra, and G. Arifin, “Internet Network QOS Analysis at Yala Kopitiam pamekasan Using Wireshak,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 1, pp. 190–200, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.5940.
 - [36] F. P. E. Putra and M. M. Umar, “Jaringan Komputer Untuk Pemula,” *PT. Literasi Nusantara Abadi Grup Perumah. Puncak ...*, 2023.
 - [37] F. P. E. Putra, U. Ubaidi, M. Mahendra, M. Surur, and A. Rizki, “4G LTE Network Performance Analysis Provider 3 In Pamekasan Using The G-Nettrack Application,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 427–433, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4376.
 - [38] F. P. E. Putra, A. Zulfikri, A. Rohman, and ..., “Analysis Comparative of Performance Optimization

- Techniques for PHP Framework Testing: Laravel, CodeIgniter, Symfony: Analisis Perbandingan Teknik Optimasi ...,” *Brill. Res. ...*, 2025, [Online]. Available: <https://itscience-indexing.com/jurnal/index.php/brilliance/article/view/5989>
- [39] F. P. E. Putra, D. T. Agustina, T. S. K. Khotimah, and ..., “Analisis Kinerja Jaringan 5G dalam Meningkatkan Konektivitas Internet of Things (IoT),” *J. Inform. Dan ...*, 2025, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Fauzan-Eka-Putra-2/publication/392420839_Analisis_Kinerja_Jaringan_5G_dalam_Meningkatkan_Konektivitas_Internet_of_Things_IoT/links/6848f86cdf0e3f544f5e49e9/Analisis-Kinerja-Jaringan-5G-dalam-Meningkatkan-Konektivitas-Internet-of-Things-IoT.pdf
- [40] F. P. E. Putra, D. E. Arissandi, A. Rofiqi, and ..., “Pemanfaatan Mikrotik Dalam Manajemen Bandwidth Pada Jaringan Sekolah,” *J. Inform. dan ...*, 2025, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Fauzan-Eka-Putra-2/publication/392420575_Pemanfaatan_Mikrotik_Dalam_Manajemen_Bandwidth_Pada_Jaringan_Sekolah/links/6848fab46b5a287c304a61ca/Pemanfaatan-Mikrotik-Dalam-Manajemen-Bandwidth-Pada-Jaringan-Sekolah.pdf
- [41] L. Widianingrum, “Implementasi Sistem Administrasi pada PT MSH Niaga Telecom Berbasis Desktop,” 2022, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v3i03.3616.
- [42] N. Yulyanti, Y. Yulianingsih, and B. D. Theodora, “Perancangan Sistem Informasi Penjualan Kopi pada Kedai Soyu Berbasis Java,” 2023, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v4i04.5194.
- [43] F. Yudoyono, I. Agus, and T. Handayani, “Perancangan Aplikasi Kepegawaian pada Yayasan Darul Arqam Studio Berbasis Desktop,” 2024, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v5i4.7283.
- [44] E. M. Wijaya and P. D. Mardika, “Penerapan Sistem Informasi Manajemen Purnabakti Pegawai UPTD SDN Kemirimuka 3 Menggunakan Metode Scrum,” 2024, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v5i2.10778.
- [45] R. D. P. Winoto and W. Rahayu, “Perancangan Aplikasi Penyewaan Lapangan Futsal Berbasis Java Netbeans pada JR Futsal Bekasi,” 2022, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v3i02.3718.
- [46] T. Yuwono and M. Hermawati, “Sistem Informasi Tagihan Sarana Air Bersih Badan Usaha Milik Masjid Nurul Hidayah,” 2024, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v5i3.11115.
- [47] M. R. Zenuddin, Z. Niswati, and E. Sulistyaniningsih, “Aplikasi Pendataan Iuran Warga dan Penggajian Petugas pada Perumahan Griya Tajurhalang Berbasis Java Netbeans,” 2025, *Universitas Indraprasta PGRI*. doi: 10.30998/jrami.v6i03.5578.
- [48] Z. Y. Huang, C. C. Chiang, J. H. Chen, Y. C. Chen, and ..., “A study on computer vision for facial emotion recognition,” 2023, *nature.com*. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-35446-4>
- [49] T. Dupont *et al.*, “The FEniCS Project,” *Simula SpringerBriefs Comput.*, 2026, doi: 10.1007/978-3-032-17396-6.
- [50] Z. Fan *et al.*, “Large Spatial Model: End-to-end Unposed Images to Semantic 3D,” *ArXiv*, 2024, doi: 10.48550/arXiv.2410.18956.
- [51] U. R. Jannah¹, F. P. E. Putra, A. Rofiq, and H. B. Hafsi, *SEKOLAH INKLUSI DENGAN PEMANFAATAN MEDIA VISUAL SCRATCH DAN ALAT*. pdfs.semanticscholar.org, 2021. [Online]. Available: <https://pdfs.semanticscholar.org/e373/775c36def1b7f6498b395140b1411e43877c.pdf>

{BIBLIOGRAPHY