

Rancangan Model Dimensi Kimball Pada Data Warehouse Perusahaan Manufaktur

Fauziah¹, Iskandar Zulkarnain*², Andy Rio Handoko³, Hany Maria Valentine⁴, Dwi Lestari⁵

^{1,2,4,5} Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bung Karno, Jakarta

³ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta

e-mail: ¹fauziah@gmail.com, ²iskandarzulkarnain@ubk.ac.id, ³andy.handoko@budiluhur.ac.id,

⁴hmvalentine@ubk.ac.id, ⁵dlestari@ubk.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diterima: 12 September 2025; Direvisi: 12 Mei 2026; Disetujui: 15 Mei 2026

Abstrak

Perusahaan manufaktur modern menghadapi tantangan signifikan dari volume data yang besar dan sistem informasi yang terfragmentasi, yang menghambat pengambilan keputusan berbasis data yang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah ini dengan merancang model dimensional untuk data warehouse di perusahaan manufaktur elektronik, mengintegrasikan data operasional yang tersebar ke dalam satu repositori terpadu. Dengan menerapkan metodologi Kimball's Business Dimensional Life Cycle, penelitian ini secara sistematis melalui empat tahap: menentukan proses bisnis inti, mendeklarasikan granularitas data, mengidentifikasi dimensi, dan mengidentifikasi fakta. Hasilnya adalah sebuah model konstelasi fakta (skema bintang) yang terdiri 11 Grain, 8 tabel fakta, 8 model skema bintang, dan 1 model dimensi. Model yang diusulkan ini menyederhanakan akses data untuk analisis mendalam, menyediakan kerangka kerja yang kuat dan dapat digunakan kembali untuk mendukung pengambilan keputusan strategis di lingkungan manufaktur modern.

Kata kunci: data warehouse, model dimensional, kimball, skema bintang, manufaktur

Abstract

Modern manufacturing companies face significant challenges from large data volumes and fragmented information systems, which hinder effective data-driven decision-making. This study aims to address these issues by designing a dimensional model for a data warehouse in an electronics manufacturing company, integrating scattered operational data into a single, unified repository. By applying Kimball's Business Dimensional Life Cycle methodology, this study systematically goes through four stages: defining core business processes, declaring data granularity, identifying dimensions, and identifying facts. The result is a fact constellation model (star schema) consisting of 11 grains, 8 fact tables, 8 star schema models, and 1 dimensional model. This proposed model simplifies data access for in-depth analysis, providing a robust and reusable framework to support strategic decision-making in a modern manufacturing environment.

Keywords: data warehouse, model dimensional, kimball, skema bintang, manufacturing

I. PENDAHULUAN

Peningkatan volume data yang eksponensial di perusahaan modern menuntut strategi manajemen data yang kuat, khususnya dalam sektor manufaktur yang memiliki proses operasional rumit dan beragam sumber data [1]. Kompleksitas ini sering menghambat ekstraksi wawasan yang berarti untuk pengambilan keputusan, menyoroti peran penting *data warehouse* yang terstruktur dengan baik. Penggunaan kembali model data menjadi sulit di antara mesin dan aset yang berbeda karena variabilitas perilaku dan data yang heterogen dalam kasus penggunaan industri [3]. Meningkatnya kerumitan dalam manufaktur *modern*, yang ditandai oleh rantai pasok yang kompleks dan kebutuhan akan intelijen operasional *real-time*, menuntut arsitektur manajemen data yang canggih [4].

Dalam konteks ini, "data" mengacu pada fakta, angka, atau pengamatan yang belum diproses yang, setelah diproses dan dianalisis, dapat menghasilkan informasi berharga dan wawasan yang dapat ditindaklanjuti [5]. Volume yang sangat besar dan pembuatan data yang cepat dari beragam sumber seperti media sosial, perangkat seluler, instrumen ilmiah, dan sensor industri telah meningkatkan data menjadi aset bisnis yang penting [6]. Sebaliknya, "informasi" didefinisikan sebagai data yang telah diproses, diatur, dan disusun untuk memberikan konteks dan makna, sehingga memfasilitasi pengambilan keputusan dan pemecahan masalah. Transformasi data mentah menjadi informasi yang bermakna ini sangat penting bagi perusahaan yang bertujuan untuk mendapatkan intelijen yang dapat ditindaklanjuti, memungkinkan proses pengambilan keputusan yang lebih terinformasi dan strategis [7].

Data warehouse merupakan repositori terpusat yang dirancang untuk menyimpan volume besar data historis dan saat ini dari berbagai sistem operasional, dioptimalkan untuk *query* dan pelaporan analitis pada pemrosesan transaksional. *Data warehouse* telah berevolusi dalam beberapa dekade yang didorong oleh 2 faktor utama, yakni: (1) Pertumbuhan data yang melampaui kapasitas sistem tradisional, dan (2) Kemajuan teknologi, khususnya komputasi awan yang menawarkan skalabilitas serta penyimpanan tanpa batas [8]. Upaya menyatukan sumber data ini memberikan pandangan holistik tentang kinerja organisasi, memungkinkan analisis tren, peramalan, dan pelaporan terperinci yang penting untuk keunggulan kompetitif di sektor-sektor seperti manufaktur [9]. Namun, meningkatnya *volume*, *variety*, dan *velocity* dari data yang biasa disebut *Big Data*, telah mengungkap keterbatasan yang signifikan dalam arsitektur *data warehouse* tradisional, terutama model relasional yang kaku dan tantangan skalabilitas, mendorong eksplorasi sistem yang lebih mudah beradaptasi dan berkinerja tinggi.

Data mart adalah bagian tersegmentasi dari *data warehouse*, biasanya disesuaikan dengan departemen atau *fungsi* bisnis tertentu, menawarkan data terfokus untuk analisis khusus dan kebutuhan pelaporan. Pendekatan yang ditargetkan ini meningkatkan aksesibilitas dan kinerja untuk persyaratan analitik tertentu, menghilangkan kebutuhan bagi pengguna untuk mengkueri keseluruhan *data warehouse* perusahaan [10].

Aktivitas operasional dalam perusahaan manufaktur elektronik tersebar di berbagai divisi, menyebabkan fragmentasi informasi dan sistem penyimpanan yang terpisah-pisah. Fragmentasi ini menciptakan silo data (pemisahan dan isolasi data atau informasi antar departemen) yang menghambat operasi bisnis dan inisiatif analisis data, mengurangi kemampuan manajer dan insinyur untuk memanfaatkan data dalam pengambilan keputusan. Untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan oleh manajemen perusahaan, yang seringkali ditampilkan dalam bentuk laporan, data harus diambil dari sumber yang terpisah, memerlukan waktu dan tenaga tambahan.

Basis data relasional tradisional, meskipun mahir dalam pemrosesan transaksional, seringkali tidak memadai untuk kebutuhan analitis yang vital bagi pengambilan keputusan strategis di lingkungan industri yang kompetitif [11]. *Data warehouse* menawarkan cara yang efektif untuk analisis dan statistik data besar di berbagai sektor, termasuk pertanian, yang juga menghadapi tantangan data yang beragam dan non-standar [12].

Penelitian yang dilakukan oleh Hasan, dkk., pada tahun 2024 menggunakan metode kualitatif deskriptif dalam merancang arsitektur *data warehouse* yang mengintegrasikan data dari sistem ERP pada perusahaan OTOBIS yang diakses melalui ERP OTOBIS – Google *Spreadsheet*. Desain *data warehouse* menggunakan metode Inmon yang berfokus pada pendekatan *top-down*. Hasil penelitian yakni rancangan dan implementasi *data warehouse* untuk perusahaan OTOBIS. Proses ETL mengintegrasikan data operasional dari ERP, memungkinkan analisis tren pemesanan, kinerja keuangan, dan efisiensi operasional yang efisien, sehingga memberikan dasar yang kuat untuk pengambilan keputusan berbasis data [13].

Sedangkan pada penelitian ini menggunakan model dimensional yang dirancang khusus untuk perusahaan manufaktur, menggunakan prinsip-prinsip Kimball's *Business Dimensional Lifecycle* untuk meningkatkan kemampuan *data warehouse* dan memfasilitasi pengambilan keputusan strategis [14]. Model ini mengkonsolidasikan data operasional yang terpisah-pisah ke dalam repositori terpadu, memberdayakan eksekutif untuk melakukan analisis mendalam dan mendapatkan wawasan strategis [15]. Arsitektur analisis data besar menjadi sangat penting bagi sistem manufaktur cerdas, karena volume data yang masif dari sistem manufaktur yang beragam membutuhkan pendekatan analitis untuk mendukung pengambilan keputusan yang cerdas [16].

Aktivitas operasional dalam perusahaan manufaktur elektronik tersebar di berbagai divisi, menyebabkan fragmentasi informasi dan sistem penyimpanan. Fragmentasi ini menciptakan silo data yang menghambat operasi bisnis dan inisiatif analisis data, mengurangi kemampuan manajer dan karyawan untuk memanfaatkan data dalam pengambilan keputusan [17].

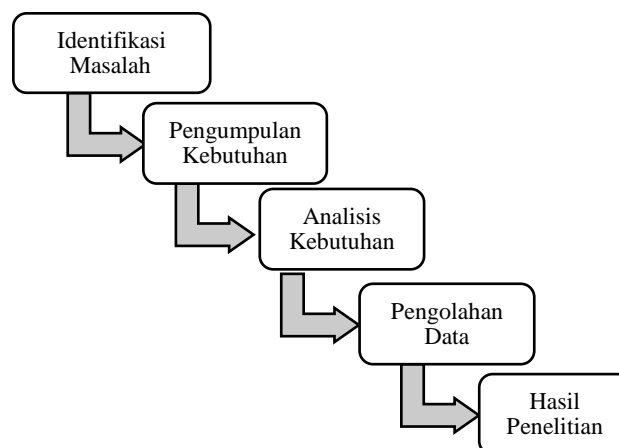
Oleh karena itu, penelitian ini memiliki kebaruan (*novelty*) dalam hal perancangan model konstelasi fakta yang secara spesifik mengintegrasikan data operasional manufaktur elektronik secara *real-time*. Tujuan utama penelitian ini adalah mengembangkan model dimensional yang disesuaikan untuk perusahaan manufaktur, memanfaatkan pendekatan Kimball *Business Dimensional Lifecycle* untuk menyatukan dan menyederhanakan akses data. Metodologi ini relevan mengingat tantangan dalam mengelola volume data besar dan kebutuhan akan pemrosesan analitis segera dalam pengaturan manufaktur modern, serta keterbatasan yang sering diamati dalam pendekatan *data warehouse* konvensional.

II. METODE PENELITIAN

Bagian ini menguraikan pendekatan metodologis yang digunakan dalam penelitian untuk merancang *data warehouse* bagi perusahaan manufaktur. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian yakni desain dan pengembangan *data warehouse* dengan fokus pada pemodelan dimensi menggunakan metode Kimball's *Business Dimensional Lifecycle*, yang dikenal efektif dalam menciptakan arsitektur *data warehouse* yang terintegrasi dan berorientasi bisnis [18].

A. Tahapan Penelitian

Proses penelitian ini mengikuti serangkaian tahapan yang terstruktur [8], sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1, yang meliputi:



Gambar 1. Tahapan penelitian

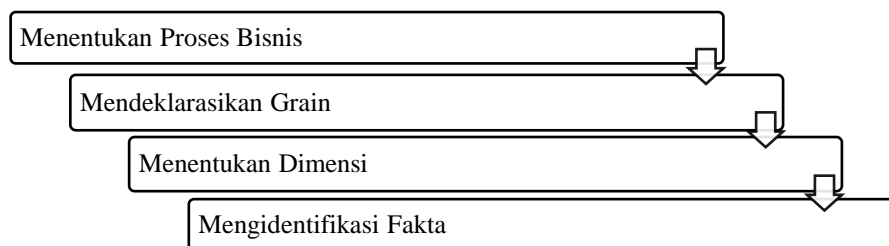
- 1) **Identifikasi Masalah:** Tahap awal ini berfokus pada pemahaman mendalam mengenai tantangan manajemen data yang dihadapi oleh perusahaan manufaktur, meliputi fragmentasi informasi dan kesulitan dalam mengintegrasikan berbagai sumber data operasional. Identifikasi masalah dalam pengembangan *data warehouse* berasal dari pengakuan adanya kesenjangan antara kebutuhan informasi organisasi dan kapabilitas sistem informasi yang ada. Proses ini seringkali melibatkan analisis kritis terhadap alur kerja bisnis, permasalahan operasional, dan hambatan dalam pengambilan keputusan yang disebabkan oleh data yang tidak terorganisir atau tidak dapat diakses. Tujuannya adalah untuk mendefinisikan ruang lingkup dan tujuan proyek *data warehouse* secara jelas, guna memastikan bahwa solusi yang diusulkan akan secara langsung mengatasi permasalahan bisnis yang signifikan [19].
- 2) **Pengumpulan Kebutuhan:** Data dikumpulkan melalui observasi langsung, wawancara dengan pemangku kepentingan, serta studi literatur terkait. Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi kebutuhan informasi dan persyaratan fungsional dari *data warehouse* yang akan dirancang. Dalam konteks *data warehouse*, pengumpulan kebutuhan menekankan pada kebutuhan analitis dan dukungan keputusan, bukan hanya pemrosesan transaksi. Kebutuhan ini mencakup identifikasi data yang perlu dianalisis, cara data tersebut harus disajikan, dan tingkat granularitas yang dibutuhkan oleh pengguna akhir untuk mendukung pengambilan keputusan [20].
- 3) **Analisis Kebutuhan:** Kebutuhan yang terkumpul dianalisis untuk menentukan aset data kunci, proses bisnis yang relevan, dan metrik kinerja yang akan didukung oleh *data warehouse*. Analisis kebutuhan ini esensial untuk menerjemahkan kebutuhan bisnis menjadi spesifikasi teknis yang dapat

diimplementasikan. Tahap ini melibatkan pemetaan data dari sistem operasional ke dalam model konseptual *data warehouse*, mengidentifikasi dimensi-dimensi analisis dan fakta-fakta yang relevan. Hal ini juga mencakup penilaian kualitas data dan identifikasi potensi masalah integrasi yang perlu diatasi selama tahap pengolahan data [19].

- 4) Pengolahan Data: Dalam penelitian ini, "model dimensional" yang digunakan sangat dipengaruhi oleh metodologi Kimball's *Business Dimensional Life Cycle*. Pendekatan Kimball merupakan salah satu metodologi yang paling populer dalam perancangan gudang data, yang menekankan pada desain *bottom-up* dengan fokus pada *data marts* dimensional yang kemudian dapat diintegrasikan [20].
- 5) Hasil Penelitian: Penyajian model dimensional dan skema bintang yang telah dirancang. Tahap ini merupakan puncak dari upaya desain dan implementasi, di mana arsitektur gudang data yang telah dibangun dipresentasikan. Hasil ini mencakup diagram skema bintang yang mendetail, definisi tabel fakta dan dimensi, serta deskripsi hubungan antar entitas. Penyajian ini memungkinkan pengguna untuk memahami struktur gudang data dan bagaimana data dapat diakses serta dianalisis untuk mendapatkan wawasan bisnis [20]. Tujuan utamanya adalah untuk memvalidasi bahwa model yang dirancang mampu memenuhi kebutuhan analitis yang telah diidentifikasi pada tahap awal penelitian.

B. Metode Pemodelan Data: Kimball's Business Dimensional Life Cycle

Metode utama yang digunakan dalam pengolahan data adalah pemodelan dimensi berdasarkan prinsip-prinsip Kimball's *Business Dimensional Life Cycle*. Pendekatan ini merupakan metodologi komprehensif untuk perancangan *data warehouse*, memastikan keselarasan dengan persyaratan organisasi dan mempertahankan integritas desain serta efektivitas analitis [21]. Keluaran utama dari pemodelan ini adalah model dimensi yang lengkap, yang dapat digunakan untuk membangun data mart serta mendukung kebutuhan informasi bagi pengguna. Proses pemodelan dimensi dilakukan melalui empat tahap utama, seperti yang dijelaskan oleh Kimball [22] dan digambarkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Tahap pemodelan dimensi kimball

- 1) Menentukan Proses Bisnis: Tahap ini berfokus pada identifikasi proses bisnis inti yang menjadi subjek dari data mart yang akan dibangun. Proses bisnis yang dipilih harus memiliki dampak signifikan dan potensi terbesar untuk memberikan nilai bisnis segera. Dalam konteks perusahaan manufaktur, proses bisnis yang diidentifikasi meliputi manajemen material (pembelian dan retur material), produksi barang, serta penjualan dan pembayaran barang. Tujuan dari identifikasi ini adalah untuk menciptakan dimensi yang dapat digunakan kembali atau sesuai (*conformed dimensions*) yang menjadi fondasi data untuk pandangan perusahaan yang terintegrasi [23].
- 2) Mendeklarasikan Granularitas: Pemilihan granularitas (*grain*) merupakan langkah krusial yang menentukan tingkat detail data terendah yang akan disimpan dalam tabel fakta [24]. Granularitas ini secara fundamental mendefinisikan apa yang diwakili oleh setiap baris dalam tabel fakta, yang pada gilirannya akan menentukan dimensi mana yang dapat dihubungkan ke tabel fakta tersebut [21]. Keputusan granularitas harus mencapai keseimbangan antara memenuhi persyaratan analitis bisnis dan kelayakan berdasarkan sumber data yang tersedia [25]. Konsep granularitas juga dapat dilihat dalam konteks manajemen dimensi multi-granularitas pada data spasial-temporal.
- 3) Menentukan Dimensi: Setelah granularitas ditetapkan, tahap selanjutnya adalah mengidentifikasi dimensi-dimensi yang relevan [22]. Dimensi menyediakan konteks deskriptif untuk fakta-fakta dalam tabel fakta, dengan menyertakan atribut-atribut yang menjelaskan detail seperti "siapa", "apa", "kapan", "di mana", "mengapa", dan "bagaimana" suatu peristiwa terjadi [24]. Dimensi-dimensi yang dirancang dengan baik membuat model dimensi mudah dipahami dan digunakan saat diimplementasikan sebagai *data mart*. Konsep *conformed dimensions* sangat penting di sini, di mana dimensi yang sama dapat

digunakan di berbagai *data mart* untuk memungkinkan integrasi data dan mendukung drill-across queries [23].

- 4) Mengidentifikasi Fakta: Tahap terakhir dalam pemodelan dimensi adalah mengidentifikasi fakta-fakta yang akan disimpan dalam tabel fakta [22]. Fakta adalah ukuran kuantitatif atau metrik kinerja yang dianalisis, dan semua fakta harus konsisten dengan tingkat granularitas yang telah dideklarasikan [23]. Setelah menyelesaikan keempat tahap pemodelan dimensi Kimball ini, model dimensional lengkap untuk setiap proses bisnis perusahaan manufaktur dapat digambarkan dalam bentuk skema bintang. Model ini kemudian akan dievaluasi untuk memastikan bahwa telah memenuhi kebutuhan informasi pengguna dan dapat mendukung analisis yang mendalam.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Perancangan *data warehouse* perusahaan manufaktur bertujuan untuk memenuhi kebutuhan penyimpanan yang terintegrasi. Kebutuhan pengguna berdasarkan identifikasi dan analisis kebutuhan diantaranya penyimpanan data *supplier*, data material, data barang, data pelanggan, data pemesanan material, data pemesanan barang dan data produksi. Penyimpanan data pembelian material, penyimpanan data retur material, penyimpanan data pembayaran material, penyimpanan data produksi barang, penyimpanan data material produksi, penyimpanan data penjualan barang, penyimpanan data retur barang dan penyimpanan data pembayaran barang.

A. Menentukan Proses Bisnis

Proses bisnis pada perusahaan manufaktur dimulai dari departemen *procurement* dimana, *staff procurement* membuat pesanan material kepada *Supplier* yang telah bekerjasama dengan perusahaan. Data pesanan material tersimpan pada *Purchase Order* (PO). Setelah PO diterima dan disetujui pihak *Supplier*, pesanan material akan mengirimkan ke perusahaan yang diterima oleh departemen gudang material. Tim departemen gudang material melakukan pengecekan material, bila menemukan material cacat atau tidak sesuai akan dikembalikan ke pihak *Supplier* melalui proses retur material. Untuk material yang lolos pengecekan dikirimkan ke bagian produksi untuk dilakukan perakitan menjadi barang.

Barang hasil produksi selanjutnya dikirimkan ke departemen gudang barang, pengecekan barang juga dilakukan sebagai bagian dari menjaga kualitas. Kemudian barang siap dikirimkan pelanggan sesuai dengan pesannya. Pelanggan melakukan pembayaran ke departemen *finance* sesuai dengan *invoice* yang telah diterima sebelum barang dikirimkan.

B. Mendeklarasikan Grain

Deklarasi *grain* yakni penentuan informasi yang akan ditampilkan pada tabel fakta. Berdasarkan proses bisnis, informasi yang termasuk *grain* sebagai berikut:

- 1) Jumlah Material: Grain ini untuk mengetahui jumlah material yang dipesan.
- 2) Sub Total Material: Grain ini untuk mengetahui total pemesanan dari masing-masing material berdasarkan kode material.
- 3) Pemesanan Material Rata-Rata: Grain ini untuk dapat mengetahui rata-rata jumlah pemesanan material yang terjadi.
- 4) Total Retur Material: Grain ini untuk mengetahui jumlah material yang diretur.
- 5) Jumlah Bayar Material: Grain ini untuk mengetahui jumlah pembayaran Material yang dilakukan oleh Perusahaan kepada Supplier.
- 6) Total Produksi: Grain ini digunakan untuk mengetahui total produksi barang.
- 7) Jumlah Material Produksi: Grain ini digunakan untuk mengetahui jumlah material yang digunakan saat produksi.
- 8) Jumlah Barang: Grain ini untuk mengetahui jumlah barang yang dipesan.
- 9) Sub Total Barang: Grain ini untuk mengetahui total pemesanan dari masing-masing barang berdasarkan kode barang.
- 10) Total Retur Barang: Grain ini untuk mengetahui jumlah barang yang diretur.

- 11) Jumlah Bayar Barang: Grain ini untuk mengetahui jumlah pembayaran Barang yang diterima oleh Perusahaan dari Pelanggan.

C. Menentukan Dimensi

Tahap ini mengidentifikasi dimensi yang berhubungan dengan tabel fakta. Dimensi adalah sudut pandang untuk mendeskripsikan fakta dalam tabel fakta.

- 1) Tabel Material, tabel ini menyimpan data rinci mengenai material, dimana Kode Material menjadi *Primary Key*.
- 2) Tabel Pemesanan Material, tabel ini menyimpan data Pemesanan Material yang dilakukan per-*input* data dan Kode Pemesanan Material menjadi *Primary Key*.
- 3) Tabel *Supplier*, tabel ini menyimpan data *Supplier* yang bekerja sama dengan perusahaan dalam memasok material yang dibutuhkan dan Kode *Supplier* menjadi *Primary Key*.
- 4) Tabel Barang, tabel ini menyimpan data rinci mengenai barang yang diproduksi oleh perusahaan, dimana Kode Barang menjadi *Primary Key*.
- 5) Tabel Pemesanan Barang, tabel ini menyimpan data pesan barang yang dilakukan per-*input* data dan Kode Pesan Barang menjadi *Primary Key*.
- 6) Tabel Pelanggan, tabel ini menyimpan data pelanggan yang bekerja sama dengan perusahaan dalam memesan barang, dimana Kode Pelanggan menjadi *Primary Key*.
- 7) Tabel Produksi, tabel ini menyimpan data permintaan produksi per-*input* data, dimana Kode Produksi menjadi *Primary Key*.

D. Mengidentifikasi Fakta

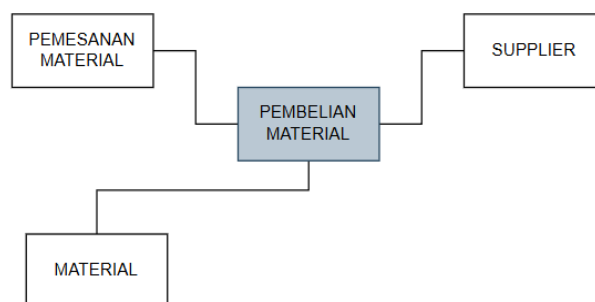
Tabel fakta yang diidentifikasi pada tahap ini diantaranya:

- 1) Tabel Pembelian Material: Jumlah Material, Pemesanan Material Rata-Rata dan Sub Total Material.
- 2) Tabel Retur Material: Total Retur Material.
- 3) Tabel Pembayaran Material: Jumlah Bayar Material.
- 4) Tabel Produksi Barang: Total Produksi.
- 5) Tabel Material Produksi: Jumlah Material Produksi.
- 6) Tabel Penjualan Barang: Jumlah Barang, Sub Total Barang.
- 7) Tabel Retur Barang: Total Retur Barang.
- 8) Tabel Pembayaran Barang: Jumlah Bayar Barang.

E. Model Dimensional

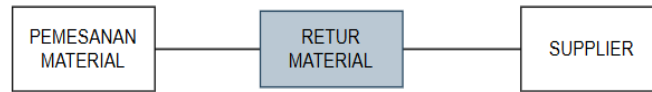
Model Dimensional pada perancangan *data warehouse* Perusahaan Manufaktur Elektronik menggunakan Skema Bintang Kimball (*Kimball Star Schema*) merupakan sebuah dimensional data model yang terdiri dari satu tabel fakta besar di tengah, dikelilingi oleh beberapa tabel dimensi yang lebih kecil, dimana tabel fakta (arsir gelap) dan tabel dimensi (arsir terang).

- 1) Skema Bintang - Pembelian Material: Menunjukkan skema bintang: Pembelian Material dan tabel dimensi: Pemesanan Material, Material dan *Supplier* yang dapat dilihat pada Gambar 3.



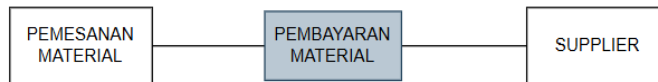
Gambar 3. Skema bintang - pembelian material

- 2) Skema Bintang – Retur Material : Pada gambar 4 terdapat skema bintang: Retur Material dan tabel dimensi: Pemesanan Material dan *Supplier*.



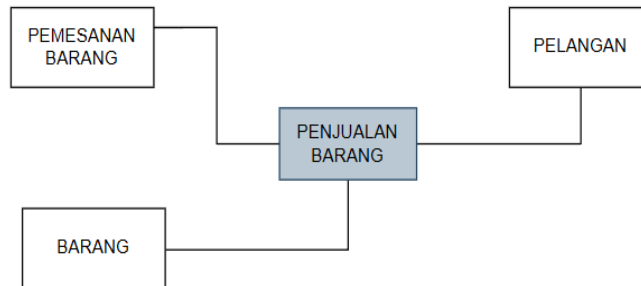
Gambar 4. Skema Bintang – Retur Material

- 3) Skema Bintang Pembayaran Material: Skema bintang: Pembayaran Material dan tabel dimensi: Pemesanan Material dan *Supplier*. Dapat dilihat pada gambar 5.



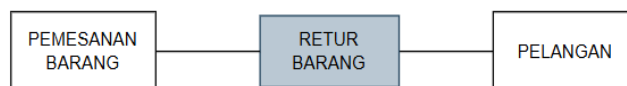
Gambar 5. Skema Bintang – Pembayaran Material

- 4) Skema Bintang – Penjualan Barang: Pada gambar 6, dapat dilihat skema bintang: Penjualan Barang dan tabel dimensi: Pemesanan Barang, Barang dan Pelanggan.



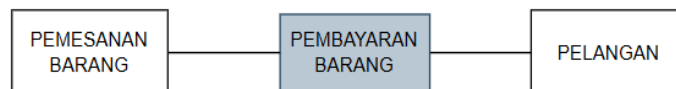
Gambar 6. Skema Bintang – Penjualan Barang

- 5) Skema Bintang – Retur Barang: Skema ini menunjukkan skema bintang: Retur Barang dan tabel dimensi: Pemesanan Barang dan Pelanggan, yang ditunjukkan pada gambar 7.



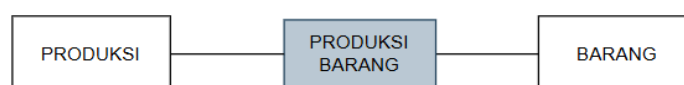
Gambar 7. Skema Bintang – Retur Barang

- 6) Skema Bintang – Pembayaran Barang: Pada gambar 8 dapat dilihat skema bintang: Pembayaran Barang dan tabel dimensi: Pemesanan Barang dan Pelanggan.



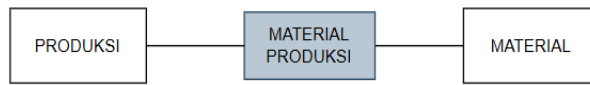
Gambar 8. Skema Bintang – Pembayaran Barang

- 7) Skema Bintang – Produksi Barang: Menunjukkan skema bintang: Produksi Barang dan tabel dimensi: Produksi dan Barang, dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9. Skema Bintang – Produksi Barang

- 8) Skema Bintang – Material Produksi: Dapat dilihat skema bintang: Material Produksi dan tabel dimensi: Produksi dan Material, pada gambar 10.

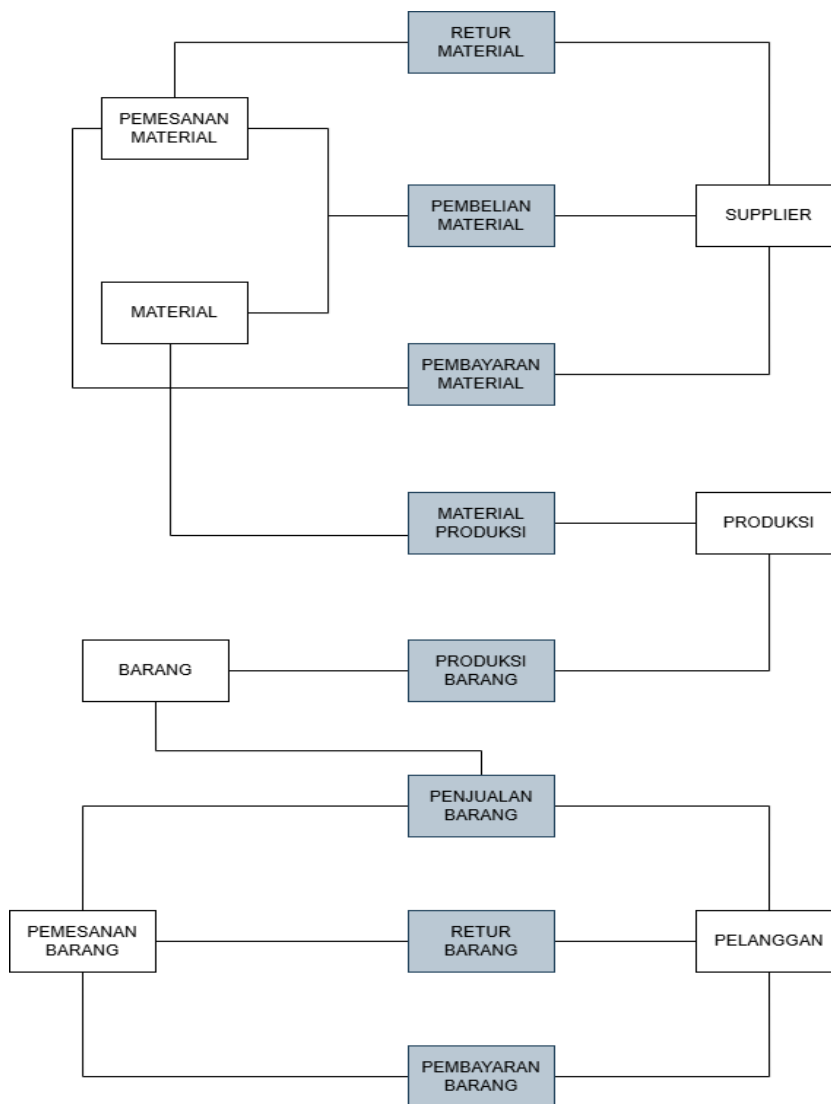


Gambar 10. Skema bintang – material produksi

Setelah menyelesaikan empat tahap pemodelan dimensi Kimball, pada Tabel 1 dapat dilihat tabel fakta dan tabel dimensi yang terkait dengan model dimensi untuk setiap proses bisnis perusahaan manufaktur.

Tabel 1. Tabel fakta dan tabel dimensi proses bisnis perusahaan manufaktur

Proses Bisnis	Tabel Fakta	Tabel Dimensi
Pembelian Material	Pembelian Material	Pemesanan Material, <i>Supplier</i> , Material
Retur Material	Retur Material	Pemesanan Material, <i>Supplier</i>
Pembayaran Material	Pembayaran Material	Pemesan Material, <i>Supplier</i>
Penjualan Barang	Penjualan Barang	Pemesanan Barang, Barang, Pelanggan
Retur Barang	Retur Barang	Pemesanan Barang, Pelanggan
Pembayaran Barang	Pembayaran Barang	Pemesan Barang, Pelanggan
Produksi Barang	Produksi Barang	Produksi, Barang
Material Produksi	Material Produksi	Produksi, Material



Gambar 11. Model dimensi (*fact constellation*) untuk *data warehouse* perusahaan manufaktur

Model dimensi (*fact constellation*) untuk *data warehouse* perusahaan manufaktur ditujukan pada gambar 11. Pada gambar tersebut menampilkan tabel fakta (arsir gelap) dan tabel dimensi (arsir terang) secara lengkap.

IV. KESIMPULAN

Penelitian berfokus pada perancangan model dimensi untuk *data warehouse* perusahaan manufaktur, mengatasi tantangan volume data yang besar dan sistem informasi yang terfragmentasi. Menggunakan metodologi Kimball's Business Dimensional Lifecycle, penelitian ini mengintegrasikan data operasional yang tersebar ke dalam satu repositori terpadu. Metodologi ini mencakup empat tahap utama: menentukan proses bisnis, mendeklarasikan granularitas data, mengidentifikasi dimensi, dan mengidentifikasi fakta. Kesimpulan yang didapatkan yakni serangkaian skema bintang yang terintegrasi menjadi model konstelasi fakta yang komprehensif, yang bertujuan menyederhanakan akses data untuk analisis mendalam. Model yang diusulkan ini berkontribusi untuk menjembatani kesenjangan dalam literatur dengan menyediakan kerangka kerja yang kuat dan dapat digunakan kembali untuk pengambilan keputusan berbasis data di lingkungan manufaktur modern. Beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, diantaranya: uji performa *query* pada RDBMS, pengembangan *framework hybrid* yang mengkombinasikan metodologi Kimball dengan pendekatan *agile* dan DataOps akan meningkatkan fleksibilitas implementasi serta integrasi *artificial intelligence* dan *machine learning* untuk *automated dimensional modeling* dan *predictive analytics*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Xie, L. Sun, and Y. F. Zhao, "On the Data Quality and Imbalance in Machine Learning-based Design and Manufacturing—A Systematic Review," *Engineering*, vol. 45, pp. 105–131, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.eng.2024.04.024.
- [2] S. Ponnusamy, "Evolution of Enterprise *Data warehouse*: Past Trends and Future Prospects," *International Journal of Computer Trends and Technology*, vol. 71, no. 9, pp. 1–6, Sep. 2023, doi: 10.14445/22312803/IJCTT-V71I9P101.
- [3] O. Serradilla, E. Zugasti, J. Rodriguez, and U. Zurutuza, "Deep Learning Models for Predictive Maintenance: a Survey, Comparison, Challenges and Prospects," *Applied Intelligence*, vol. 52, no. 10, pp. 10934–10964, Aug. 2022, doi: 10.1007/s10489-021-03004-y.
- [4] M. Fahmideh and G. Beydoun, "Big Data Analytics Architecture Design — An Application in Manufacturing Systems," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 128, pp. 948–963, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.cie.2018.08.004.
- [5] P. R. Agustiana, Wilson, and J. S. Suroso, "Data Quality Risk Management in the Data Quality Issue Management System at Private Banking Using the OCTAVE Allegro Approach," *Buletin Poltanesa*, vol. 26, no. 1, Jun. 2025, doi: 10.51967/tanesa.v26i1.3312.
- [6] A. Cakir, Ö. Akin, H. F. Deniz, and A. Yılmaz, "Enabling Real Time Big Data Solutions for Manufacturing at Scale," *J. Big Data*, vol. 9, no. 1, p. 118, Dec. 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00672-6.
- [7] C. T. Gonçalves, M. J. A. Gonçalves, and M. I. Campante, "Developing Integrated Performance Dashboards Visualisations Using Power BI as a Platform," *Information*, vol. 14, no. 11, p. 614, Nov. 2023, doi: 10.3390/info14110614.
- [8] S. Ponnusamy, "Evolution of Enterprise *Data warehouse*: Past Trends and Future Prospects," *International Journal of Computer Trends and Technology*, vol. 71, no. 9, pp. 1–6, Sep. 2023, doi: 10.14445/22312803/IJCTT-V71I9P101.
- [9] A. Al-Okaily, M. Al-Okaily, A. P. Teoh, and M. M. Al-Debei, "An Empirical Study on *Data warehouse* Systems Effectiveness: the Case of Jordanian Banks in The Business Intelligence Era," *EuroMed Journal of Business*, vol. 18, no. 4, pp. 489–510, Oct. 2023, doi: 10.1108/EMJB-01-2022-0011.
- [10] K. Ragazou, I. Passas, A. Garefalakis, and C. Zopounidis, "Business Intelligence Model Empowering SMEs to Make Better Decisions and Enhance Their Competitive Advantage," *Discover Analytics*, vol. 1, no. 1, p. 2, Feb. 2023, doi: 10.1007/s44257-022-00002-3.
- [11] M. Krajčovič, V. Bastiuchenko, B. Furmannová, M. Botka, and D. Komačka, "New Approach to the Analysis of Manufacturing Processes with the Support of Data Science," *Processes*, vol. 12, no. 3, p. 449, Feb. 2024, doi: 10.3390/pr12030449.
- [12] A. R. Quitaleg and M. G. Ortiz, "Design and Development of *Data warehouse* Framework of Highland Vegetable Crops for Benguet," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 803, no. 1, p. 012035, Apr. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/803/1/012035.

- [13] M. Hasan, Z. Ghinafekar, and M. A. Yaqin, "Perancangan *Data warehouse* untuk Perusahaan OTOBIS," *Jurnal Manajemen Teknologi Informatika*, vol. 2, no. 3, pp. 535–546, Dec. 2024, doi: 10.70038/jentik.v2i3.125.
- [14] S. Bimonte, E. Gallinucci, P. Marcel, and S. Rizzi, "Logical design of multi-model *data warehouses*," *Knowl. Inf. Syst.*, vol. 65, no. 3, pp. 1067–1103, Mar. 2023, doi: 10.1007/s10115-022-01788-0.
- [15] T. A. Abdel-Aty and E. Negri, "Conceptualizing The Digital Thread for Smart Manufacturing: a Systematic Literature Review," *J. Intell. Manuf.*, vol. 35, no. 8, pp. 3629–3653, Dec. 2024, doi: 10.1007/s10845-024-02407-1.
- [16] K. Lepenioti *et al.*, "Machine Learning for Predictive and Prescriptive Analytics of Operational Data in Smart Manufacturing," in *Advanced Information Systems Engineering Workshops*, S. Dupuy-Chessa and H. A. Proper, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2020, pp. 5–16.
- [17] D. Wang and T. Yang, "Research on the Promotion Effect of the Marketization of Data Elements on the Digital Transformation of Manufacturing Enterprises: An Empirical Evaluation of a Multiperiod DID Model," *Sustainability*, vol. 17, no. 7, p. 3199, Apr. 2025, doi: 10.3390/su17073199.
- [18] K. Salim, L. Damayanti, M. Puspita, S. Liujaya, and A. S. Girsang, "Data warehouse using Kimball approach in computer maniac," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, no. 1, p. 012099, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012099.
- [19] A. N. R. Batubara, M. A. R. Darus, S. R. Putri, W. Ananda, and N. Nurbaiti, "Data warehouse Model Design PT. Pos Indonesia," *Formosa Journal of Computer and Information Science*, vol. 2, no. 2, pp. 129–140, Aug. 2023, doi: 10.55927/fjcis.v2i2.5042.
- [20] B. Uddin, E. M. L. Wijayadi, A. Z. Maharani, and K. W. A. Barren, "Analisis *Data warehouse* Pada Perpustakaan Universitas XYZ Untuk Efisiensi Manajemen Menggunakan Metode Kimball 4 Langkah," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 10, no. 2, pp. 503–511, Apr. 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i2.7323.
- [21] A. H. Amirullah and Y. Anis, "Design and Development of a *Data warehouse* for PT. CMS Using the Nine-Step Kimball Method," *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, vol. 5, no. 1, pp. 141–153, Apr. 2025, doi: 10.35870/ijsecs.v5i1.3453.
- [22] V. L. Takács, K. Bubnó, G. G. Ráthonyi, É. B. Bába, and R. Szilágyi, "Data warehouse Hybrid Modeling Methodology," *Data Sci. J.*, vol. 19, Oct. 2020, doi: 10.5334/dsj-2020-038.
- [23] K. Rabuzin, M. Cerjan, and A. Lovrenčić, "Data warehouse Design – Star Schema Synthesis Algorithm," *TEM Journal*, vol. 14, no. 2, pp. 1707–1714, May 2025, doi: 10.18421/TEM142-68.
- [24] A. Gosain and J. Singh, "Comprehensive Complexity Metric for *Data warehouse* Multidimensional Model Understandability," *IET Software*, vol. 14, no. 3, pp. 275–282, Jun. 2020, doi: 10.1049/iet-sen.2019.0150.
- [25] R. Tardío, A. Maté, and J. Trujillo, "A New Big Data Benchmark for OLAP Cube Design Using Data Pre-Aggregation Techniques," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 23, p. 8674, Dec. 2020, doi: 10.3390/app10238674.
-