

## TRANSFORMASI DIGITAL DALAM PENGEMBANGAN PRODUK MANUFAKTUR : KEUNGGULAN DATA LAKEHOUSE SEBAGAI SOLUSI TERINTEGRASI

Yuliadi Rumanto<sup>1</sup>; Yulianti Ika Susilawati<sup>2</sup>; Ulfah Maslahah<sup>3</sup>; Yusuf<sup>4</sup>; Harry Tursulistyo Yoni Achsa<sup>5</sup>

Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Paramadina, Jakarta<sup>1,2,3,4,5</sup>

Email : yuliadi.rumanto@students.paramadina.ac.id<sup>1</sup>;

yulianti.susilawati@student.paramadina.ac.id<sup>2</sup>;

ulfah.maslahah@students.paramadina.ac.id<sup>3</sup>; yusuf@students.paramadina.ac.id<sup>4</sup>;

harry.achsan@paramadina.ac.id<sup>5</sup>

### ABSTRAK

Transformasi digital telah mengubah cara perusahaan manufaktur mengelola data dan mengembangkan produk mereka. Data Lakehouse, sebagai solusi arsitektur data yang inovatif, menggabungkan keunggulan Data Lake dan Data Warehouse untuk mengatasi tantangan pengelolaan data yang terstruktur dan tidak terstruktur. Penelitian ini mengeksplorasi dampak implementasi Data Lakehouse dalam mengoptimalkan pengembangan produk dan kolaborasi antar departemen di industri manufaktur, dengan studi kasus dari Procter & Gamble (P&G), Shell, Comcast, dan ABB. Hasil penelitian menunjukkan pengurangan siklus pengembangan produk hingga 40% dan peningkatan efisiensi kolaborasi lintas tim sebesar 60%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa Data Lakehouse merupakan solusi yang kuat untuk mempercepat pengembangan produk dalam industri yang semakin terdisrupsi oleh teknologi digital.

Kata kunci : Data Lakehouse; Pengembangan Produk; Manufaktur; Integrasi Data; Transformasi Digital

### ABSTRACT

*Digital transformation has changed how the manufacturer manages data and develops its products. Lakehouse Data, an innovative data architecture solution, combines Lakehouse Data and Warehouse Data to mitigate structured and unstructured data management. This research explored the impact of Lakehouse Data implementation in optimizing product development and cross-collaboration between departments in the manufacturing industry, a case study at Procter & Gamble (P&G), Shell, Comcast, and ABB. Research outcomes proved that the product development cycle has reduced to 40% and teams cross-collaboration to 60%. Based on the result, Lakehouse Data is a recommended powerful solution to speed up product development in an industry disrupted by digitalization.*

*Keywords : Data Integration; Digital Transformation; Lakehouse data; Manufacture; Product Development*

### PENDAHULUAN

Data Lakehouse adalah solusi inovatif yang muncul di tengah kebutuhan mendesak industri manufaktur untuk menyelaraskan pengelolaan data dalam era transformasi digital. Di tengah percepatan digitalisasi, perusahaan-perusahaan

manufaktur menghadapi tantangan besar dalam mengelola data yang berasal dari berbagai sumber. Siklus pengembangan produk, mulai dari desain hingga peluncuran, kini sangat bergantung pada data yang tersedia untuk pengambilan keputusan yang cepat dan akurat. Namun, pendekatan tradisional yang memisahkan data terstruktur dan tidak terstruktur telah menunjukkan kelemahan yang signifikan, yaitu fragmentasi data, yang pada akhirnya menyebabkan inefisiensi dalam proses pengembangan dan kolaborasi antar tim (Jarke et al., 2020; Henschen, 2021; Databricks, 2023).

Pada dekade sebelumnya, perusahaan umumnya menggunakan Data Warehouse untuk menyimpan data terstruktur, yang memungkinkan analitik cepat dan pengambilan keputusan yang efisien. Di sisi lain, data tidak terstruktur—seperti data dari sensor, log aktivitas, dan multimedia—disimpan dalam Data Lake. Meskipun Data Lake menawarkan fleksibilitas dalam menyimpan data mentah dengan biaya rendah, kurangnya mekanisme kontrol dan governance menyebabkan kesulitan dalam memanfaatkan data ini untuk analisis mendalam yang diperlukan dalam pengembangan produk. Sementara itu, sistem Data Warehouse dengan struktur ketat sering kali membatasi fleksibilitas dalam menangani volume data besar dan data tidak terstruktur.

Data Lakehouse hadir sebagai solusi komprehensif yang mengintegrasikan keunggulan dari Data Warehouse dan Data Lake dalam satu arsitektur yang terpadu. Data Lakehouse memungkinkan perusahaan untuk menyimpan, mengelola, dan menganalisis berbagai jenis data, baik yang terstruktur maupun tidak terstruktur, dalam satu platform. Dengan dukungan terhadap transaksi ACID (Atomicity, Consistency, Isolation, Durability), Data Lakehouse dapat mengelola data secara real-time, yang sangat mendukung analitik yang lebih akurat dan responsif. (McKinsey & Company, 2023; Kumar et al., 2022; Deloitte, 2022).

Implementasi Data Lakehouse di sektor manufaktur memberikan dampak yang signifikan terhadap efisiensi operasional dan kolaborasi antar departemen. Studi kasus menunjukkan bahwa beberapa perusahaan besar, seperti Procter & Gamble, Shell, Comcast, dan ABB, meraih manfaat besar dari integrasi ini. Contohnya, Procter & Gamble mengalami penurunan siklus pengembangan produk dari 10 bulan menjadi 6,5 bulan setelah mengadopsi platform Lakehouse Databricks, mencerminkan pengurangan siklus pengembangan sebesar 35%. Shell, yang memanfaatkan Azure Databricks, juga mencatat penurunan waktu pengembangan dari 12 bulan menjadi 7 bulan, atau sekitar

41,67%. Pengurangan ini menunjukkan bahwa perusahaan dapat mempercepat proses peluncuran produk baru ke pasar, yang tentunya meningkatkan daya saing mereka di industri.

Tidak hanya mempercepat siklus pengembangan, Data Lakehouse juga meningkatkan kolaborasi lintas departemen. Fragmentasi data yang diakibatkan oleh pemisahan data terstruktur dan tidak terstruktur menjadi berkurang secara signifikan. Shell, misalnya, melaporkan penurunan waktu akses data antar tim dari 50 jam menjadi 20 jam, atau sekitar 60%, setelah mengimplementasikan Data Lakehouse. Comcast juga mengalami peningkatan efisiensi serupa, dengan waktu akses data antar tim berkurang dari 30 jam menjadi 12 jam, yang berarti pengurangan waktu sebesar 60%. Pengurangan waktu akses ini memfasilitasi kolaborasi yang lebih cepat dan efektif antar departemen, memungkinkan tim-tim yang berbeda untuk bekerja secara sinkron dalam mengembangkan produk yang lebih kompleks dan memenuhi kebutuhan pasar yang semakin dinamis (Kimball, 2019; Khan et al., 2021; Zhang & Liu, 2022).

Manfaat lain dari Data Lakehouse adalah penghematan biaya operasional. Implementasi platform seperti Azure Databricks untuk analisis data sensor IoT telah membantu ABB mengurangi biaya infrastruktur sebesar 40%. Dengan mengurangi ketergantungan pada infrastruktur terpisah untuk data terstruktur dan tidak terstruktur, Data Lakehouse memungkinkan perusahaan untuk mengoptimalkan sumber daya mereka, sehingga biaya operasional dapat ditekan.

Secara keseluruhan, Data Lakehouse memberikan solusi yang relevan dan efektif dalam konteks disrupsi digital di industri manufaktur. Selain mempercepat siklus pengembangan produk hingga 40%, arsitektur ini juga meningkatkan kolaborasi lintas tim hingga 60% dan mengurangi biaya infrastruktur yang berkaitan dengan pengelolaan data. Meskipun terdapat tantangan dalam implementasinya, seperti kebutuhan pelatihan teknis dan pengelolaan governance data, keuntungan jangka panjang yang diberikan oleh Data Lakehouse terbukti signifikan. Oleh karena itu, bagi perusahaan yang ingin tetap kompetitif di era digital ini, Data Lakehouse menawarkan landasan yang kuat untuk mengintegrasikan data dan mendorong inovasi dalam pengembangan produk.

## **TINJAUAN PUSTAKA DAN FOKUS STUDI**

### **Teori Tentang Data Lakehouse**

Data Lakehouse adalah arsitektur data modern yang menggabungkan keunggulan dari Data Lake dan Data Warehouse dalam satu solusi terpadu untuk memenuhi kebutuhan pengelolaan data yang semakin kompleks di berbagai industri. Data Lake, sebagai komponen penyimpanan data mentah, dikenal karena fleksibilitasnya dalam menyimpan berbagai jenis data—baik terstruktur maupun tidak terstruktur—dengan biaya yang relatif rendah. Pendekatan ini memungkinkan perusahaan untuk menyimpan data dalam bentuk aslinya (raw data) yang dapat diolah atau diakses kapan saja, sehingga memberikan fleksibilitas tinggi bagi perusahaan yang memerlukan data dalam jumlah besar untuk analitik atau pelaporan (Inmon & Linstedt, 2015; Acker et al., 2018; Warden, 2020).

Namun, Data Lake sering kali kekurangan mekanisme kontrol dan governance yang memadai, seperti validasi data, keamanan, atau pelacakan metadata, sehingga data yang disimpan menjadi lebih sulit untuk dikelola secara efektif dan memadai dalam analisis yang mendalam. Hal ini terutama menjadi tantangan saat volume data semakin bertambah besar, yang sering mengakibatkan kesulitan dalam menemukan dan mengorganisir data yang relevan bagi tim analitik atau pengembangan produk.

Di sisi lain, Data Warehouse menawarkan struktur data yang lebih baik dan kontrol yang lebih ketat untuk data terstruktur, yang berarti bahwa data yang diolah di dalamnya dapat digunakan dengan cepat dan efisien untuk analisis yang mendalam. Data Warehouse memiliki berbagai fitur pengelolaan data, seperti indeksasi, partitioning, dan optimisasi kueri, yang mendukung analitik real-time serta membantu pengambilan keputusan dengan lebih cepat (lihat Gambar 1.).

Namun, meskipun Data Warehouse unggul dalam struktur dan efisiensi pengolahan data terstruktur, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam hal fleksibilitas, biaya, dan skala. Mengelola volume data yang sangat besar di Data Warehouse memerlukan infrastruktur yang mahal dan sering kali tidak efisien untuk menangani data yang tidak terstruktur, seperti data sensor, log aktivitas, atau multimedia, yang terus meningkat dalam industri modern.

Data Lakehouse berupaya untuk menyatukan kelebihan dari Data Lake dan Data Warehouse, menawarkan platform yang dapat menyimpan data dalam berbagai format (terstruktur dan tidak terstruktur) serta mendukung analitik yang mendalam dan real-

time. Dengan menyertakan dukungan untuk ACID transactions (*Atomicity, Consistency, Isolation, Durability*).

Data Lakehouse memastikan bahwa semua perubahan pada data terstruktur maupun tidak terstruktur memenuhi prinsip integritas data. Hal ini memungkinkan perusahaan untuk mengelola data secara konsisten dan teratur, sehingga data selalu dalam kondisi yang siap dianalisis untuk kebutuhan real-time yang semakin meningkat (lihat Gambar 2.).

Sebagai tambahan, Data Lakehouse menyediakan fitur kontrol akses, pemeliharaan metadata, dan kebijakan governance yang lebih baik, memungkinkan perusahaan untuk melakukan pelacakan dan pengelolaan data secara lebih efisien. Berbagai teknologi, seperti Delta Lake pada Databricks, menyediakan layer tambahan di atas Data Lakehouse yang mendukung konsistensi data, sinkronisasi batch dan streaming data, serta format penyimpanan yang lebih efisien untuk big data.

Ini memberikan perusahaan kemampuan untuk menerapkan model machine learning atau analitik yang lebih kompleks di atas data yang sama, tanpa perlu memindahkan data antara sistem yang berbeda.

### **Tantangan Pengelolaan Data dalam Industri Manufaktur**

Dalam era digital, industri manufaktur menghadapi perubahan besar di mana pengumpulan data besar-besaran telah menjadi dasar untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat, akurat, dan berbasis data. Di tengah kebutuhan yang mendesak ini, perusahaan-perusahaan di sektor manufaktur beralih ke penggunaan teknologi digital dan sistem pengelolaan data yang lebih maju.

Namun, tantangan utama dalam pengelolaan data muncul karena keterbatasan sistem tradisional yang masih digunakan untuk mengintegrasikan berbagai jenis data, yaitu data terstruktur dan tidak terstruktur (Kimball, 2019; Khan et al., 2021; Zhang & Liu, 2022). Data terstruktur, seperti data inventaris atau laporan keuangan, biasanya tersimpan dalam format yang mudah diakses di Data Warehouse.

Di sisi lain, data tidak terstruktur—yang meliputi data sensor, data log mesin, video inspeksi, atau multimedia yang dihasilkan dari proses produksi—tersimpan dalam Data Lake. Karena pemisahan ini, integrasi data lintas platform menjadi sulit dan sering kali menyebabkan fragmentasi data.

Keterbatasan integrasi data ini berdampak langsung pada produktivitas dan responsivitas perusahaan dalam menghadapi permintaan pasar. Penggunaan dua sistem yang terpisah tidak hanya memperlambat proses pengambilan keputusan tetapi juga meningkatkan risiko ketidakakuratan data yang berdampak pada penilaian kinerja produksi dan pemeliharaan mesin (McKinsey & Company, 2023; Azzolini et al., 2020; Siemens, 2023), banyak perusahaan manufaktur mengalami masalah sinkronisasi data lintas tim, yang sering kali menyebabkan informasi yang dibutuhkan tidak tersedia pada saat yang tepat.

Masalah ini menjadi lebih rumit ketika data harus digunakan oleh beberapa departemen yang berbeda, seperti produksi, logistik, dan pemasaran, yang semuanya memerlukan akses ke data yang sama namun dalam format yang bervariasi.

Selain masalah sinkronisasi, volume data besar yang dikumpulkan melalui perangkat IoT, sensor mesin, dan sistem otomatisasi lainnya menimbulkan tantangan baru terkait kapasitas penyimpanan dan pemrosesan data (Forrester, 2021; Gartner, 2022; Sharma & Kumar, 2023). Infrastruktur tradisional tidak dirancang untuk menangani lonjakan data seperti ini, sehingga sering kali terjadi hambatan saat data perlu diakses atau dianalisis dalam waktu nyata.

Dalam banyak kasus, perusahaan harus berinvestasi dalam infrastruktur yang lebih mahal atau menyesuaikan beban kerja antar sistem, yang meningkatkan biaya operasional dan mengurangi efisiensi. Tantangan lain yang dihadapi industri manufaktur dalam mengelola data adalah terkait keamanan dan privasi data. Dengan meningkatnya ketergantungan pada data, risiko keamanan siber menjadi lebih tinggi, terutama ketika data sensitif disimpan dalam berbagai platform yang tidak sepenuhnya terlindungi.

Data yang tidak terstruktur juga cenderung memiliki kontrol keamanan yang lebih rendah dibandingkan data terstruktur, sehingga meningkatkan risiko kebocoran atau pencurian data.

Untuk mengatasi berbagai tantangan ini, industri manufaktur memerlukan solusi yang lebih terpadu yang tidak hanya mengintegrasikan data dari berbagai sumber tetapi juga memberikan analisis real-time, mendukung pengelolaan data secara efisien, dan memperkuat keamanan data di seluruh siklus operasional.

Di sinilah arsitektur Data Lakehouse muncul sebagai solusi potensial untuk mengatasi fragmentasi data, meningkatkan sinkronisasi antar departemen, dan

mengurangi hambatan operasional yang disebabkan oleh volume data yang terus meningkat (PwC, 2022; IBM Security, 2023; Choi & Hwang, 2021).

## METODE PENELITIAN

### Desain Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan pendekatan studi kasus komparatif untuk memahami lebih dalam bagaimana arsitektur Data Lakehouse diimplementasikan dan mempengaruhi operasi di perusahaan manufaktur besar.

Fokus penelitian adalah pada empat perusahaan multinasional yang telah mengadopsi Data Lakehouse, yaitu Procter & Gamble (P&G), Shell, Comcast, dan ABB. Keempat perusahaan ini dipilih karena mereka mewakili berbagai sektor dalam industri manufaktur dan telah menerapkan Data Lakehouse dengan tujuan meningkatkan efisiensi operasional dan kolaborasi antar tim, terutama dalam konteks pengembangan produk baru.

Studi komparatif ini memungkinkan analisis mendalam mengenai bagaimana Data Lakehouse berdampak pada performa operasional yang berbeda, seperti perbedaan dalam kecepatan siklus pengembangan produk, peningkatan koordinasi lintas tim, dan perbedaan dalam pengelolaan data untuk pengambilan keputusan yang lebih cepat dan tepat.

Dalam desain penelitian ini, hasil dari masing-masing perusahaan dianalisis dan dibandingkan untuk melihat pola atau tren yang konsisten serta untuk memahami faktor-faktor spesifik yang memengaruhi efektivitas Data Lakehouse di tiap organisasi.

### Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan secara terstruktur dari berbagai sumber yang relevan untuk memastikan bahwa data yang dihasilkan valid dan dapat dipercaya. Data kuantitatif dikumpulkan dari laporan vendor teknologi yang bekerja sama dengan perusahaan-perusahaan ini, seperti Databricks dan Microsoft Azure, yang menyediakan platform Data Lakehouse yang diadopsi oleh keempat perusahaan.

Laporan ini mencakup data spesifik terkait waktu siklus pengembangan produk, waktu akses data antar tim, serta penurunan biaya operasional setelah implementasi Data Lakehouse. Selain data kuantitatif, wawancara mendalam dengan manajer pengembangan produk di masing-masing perusahaan juga dilakukan untuk

mendapatkan data kualitatif. Dalam wawancara ini, para manajer berbagi wawasan mengenai tantangan yang dihadapi sebelum implementasi Data Lakehouse, perubahan yang dialami setelah implementasi, serta pandangan mereka mengenai manfaat jangka panjang dari integrasi teknologi ini.

Selain itu, studi literatur terkait Data Lakehouse, Data Warehouse, dan Data Lake juga digunakan untuk memberikan konteks teori yang memperkuat temuan penelitian ini.

### **Analisis Data**

Setelah data kuantitatif dan kualitatif terkumpul, tahap analisis dilakukan untuk mengevaluasi dampak implementasi Data Lakehouse terhadap beberapa aspek operasional utama di perusahaan-perusahaan yang menjadi fokus studi ini. Metode statistik deskriptif digunakan untuk menganalisis data kuantitatif, khususnya dalam mengevaluasi perubahan waktu siklus pengembangan produk dan biaya operasional sebelum dan sesudah implementasi Data Lakehouse.

Analisis ini mencakup perhitungan rata-rata, persentase perubahan, serta standar deviasi untuk memberikan gambaran komprehensif mengenai efektivitas Data Lakehouse dalam meningkatkan efisiensi operasional. Sebagai contoh, pengurangan waktu siklus pengembangan produk dihitung berdasarkan perbandingan data sebelum dan setelah implementasi, sehingga menunjukkan dampak nyata dari teknologi ini.

Selain analisis statistik, metode analisis tematik diterapkan pada data kualitatif yang diperoleh dari wawancara. Dalam analisis ini, respons dari manajer pengembangan produk dikategorikan ke dalam tema-tema utama, seperti tantangan integrasi, manfaat kolaborasi lintas tim, dan persepsi terhadap efisiensi biaya. Analisis tematik ini memungkinkan identifikasi pola dan tema umum yang menggambarkan persepsi dan pengalaman perusahaan terhadap Data Lakehouse, serta berbagai kendala yang mereka hadapi dalam proses implementasi.

Temuan ini memberikan wawasan mendalam mengenai tidak hanya keuntungan tetapi juga hambatan yang mungkin muncul dalam adopsi teknologi baru di industri manufaktur.

## **HASIL PENELITIAN DAN DISKUSI**

### **Pengurangan Waktu Siklus Pengembangan Produk**

Hasil implementasi Data Lakehouse di beberapa perusahaan besar menunjukkan pengurangan waktu yang signifikan dalam siklus pengembangan produk. Arsitektur Data Lakehouse memberikan akses data secara cepat dan terintegrasi, memungkinkan tim pengembangan untuk mempercepat proses iterasi produk.

Procter & Gamble (P&G), yang menggunakan platform Databricks Lakehouse, melaporkan bahwa siklus pengembangan produk mereka berkurang dari 10 bulan menjadi 6,5 bulan, yang berarti pengurangan sebesar 35%. Shell, setelah memigrasikan sistem mereka ke Azure Databricks, melaporkan pengurangan waktu siklus dari 12 bulan menjadi 7 bulan, menunjukkan pengurangan hingga 41,67%.

Dengan akses lebih cepat ke data yang relevan dan analitik mendalam yang didukung oleh Data Lakehouse, tim-tim di perusahaan ini mampu mengidentifikasi dan menyelesaikan masalah lebih cepat, sehingga mempercepat pengambilan keputusan dan proses inovasi produk (Databricks, 2023; P&G, 2023; Johnson & Hensen, 2022).

Pengurangan waktu ini bukan hanya tentang kecepatan, tetapi juga berdampak pada efisiensi operasional dan kompetitif perusahaan. Dengan siklus pengembangan yang lebih pendek, perusahaan dapat meluncurkan produk lebih cepat ke pasar, merespons tren konsumen dengan lebih tangkas, dan mempertahankan posisi kompetitif di industri yang terus berkembang.

Rata-rata pengurangan waktu siklus pengembangan produk yang dicapai adalah 38,43% (lihat Tabel 1.), yang menunjukkan manfaat signifikan dari implementasi Data Lakehouse bagi perusahaan yang bergerak di sektor manufaktur (Zorica et al., 2023).

### **Peningkatan Kolaborasi Lintas Departemen**

Implementasi Data Lakehouse juga berdampak positif pada peningkatan kolaborasi antar tim di berbagai departemen. Dengan Data Lakehouse, data dari berbagai departemen dapat diakses dalam satu platform terintegrasi, sehingga memfasilitasi sinkronisasi data yang lebih cepat dan mencegah fragmentasi informasi.

Shell melaporkan pengurangan waktu akses data antartim dari 50 jam menjadi 20 jam, atau sekitar 60%, yang memungkinkan tim untuk berbagi informasi dengan lebih efisien. Comcast melaporkan pengurangan serupa, dengan waktu akses antar tim berkurang dari 30 jam menjadi 12 jam, atau sekitar 60% (Microsoft Azure, 2023).

Dengan pengurangan waktu akses data antar tim ini, perusahaan-perusahaan mampu mengoptimalkan kolaborasi, meningkatkan kualitas keputusan lintas tim, dan

mempercepat proses inovasi. Rata-rata penurunan waktu akses data antar tim mencapai 60%, menunjukkan dampak besar dari integrasi data yang diberikan oleh Data Lakehouse (lihat Tabel 2.).

Pengurangan waktu akses data antar tim ini memberikan keuntungan lebih bagi perusahaan dengan lingkungan kerja yang sangat kolaboratif, seperti manufaktur. Dengan akses yang lebih cepat, tim dapat berkolaborasi dalam waktu nyata tanpa kendala akses data, meningkatkan efektivitas dalam melakukan analisis bersama dan memastikan bahwa keputusan bisnis didasarkan pada data yang relevan dan akurat (Comcast, 2023).

### **Pengurangan Biaya Infrastruktur**

Selain pengurangan waktu dan peningkatan kolaborasi, implementasi Data Lakehouse juga berkontribusi pada penghematan biaya infrastruktur yang signifikan. Penggunaan Azure Databricks oleh ABB, misalnya, menghasilkan pengurangan biaya infrastruktur sebesar 40%. Ini dicapai melalui pengurangan kebutuhan infrastruktur penyimpanan dan pemrosesan data yang terpisah, karena Data Lakehouse mampu menangani berbagai jenis data dalam satu platform.

Penghematan ini penting dalam konteks industri manufaktur yang membutuhkan pengolahan data besar dari berbagai sumber, seperti data sensor IoT atau data dari sistem otomatisasi. Dengan berkurangnya biaya infrastruktur, perusahaan dapat mengalokasikan sumber daya mereka ke area lain yang mendukung inovasi produk dan operasi bisnis yang lebih efisien (lihat Grafik 1.).

Secara keseluruhan, hasil implementasi Data Lakehouse di perusahaan-perusahaan ini menunjukkan manfaat yang sangat signifikan dalam hal pengurangan waktu siklus pengembangan produk, peningkatan kolaborasi lintas tim, dan pengurangan biaya operasional. Temuan ini memperkuat posisi Data Lakehouse sebagai solusi yang relevan untuk perusahaan manufaktur yang ingin memaksimalkan potensi data dalam era transformasi digital.

## **KESIMPULAN**

Penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi Data Lakehouse memberikan dampak positif yang signifikan terhadap berbagai aspek efisiensi operasional di perusahaan manufaktur, yang tengah mengalami tantangan besar dalam pengelolaan data di era transformasi digital. Data Lakehouse, sebagai solusi yang menggabungkan

fleksibilitas Data Lake dan struktur Data Warehouse, terbukti mampu menyelesaikan sejumlah masalah utama yang sebelumnya dihadapi oleh perusahaan.

Melalui studi kasus yang dilakukan pada beberapa perusahaan besar seperti Procter & Gamble, Shell, Comcast, dan ABB, ditemukan bahwa Data Lakehouse secara nyata mampu mempercepat siklus pengembangan produk hingga 40%, mengurangi waktu yang diperlukan dari konsep hingga peluncuran produk. Pengurangan ini memungkinkan perusahaan untuk merespons lebih cepat terhadap perubahan permintaan pasar dan mempercepat inovasi produk.

Selain itu, peningkatan kolaborasi lintas departemen sebesar 60% yang dicapai melalui implementasi Data Lakehouse menunjukkan bahwa arsitektur ini mampu mengatasi fragmentasi data yang sering kali menghambat kerja sama antar tim. Dengan adanya satu platform terpadu untuk penyimpanan dan analisis data, akses informasi menjadi lebih cepat dan mudah diakses oleh berbagai tim dalam perusahaan. Hal ini mendorong terciptanya alur kerja yang lebih kolaboratif dan memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat, yang merupakan kunci keberhasilan dalam lingkungan bisnis yang dinamis.

Pengurangan biaya infrastruktur sebesar 40% juga menjadi keuntungan yang signifikan bagi perusahaan yang mengadopsi Data Lakehouse. Dengan menyatukan pengelolaan data dalam satu platform, perusahaan dapat mengurangi kebutuhan akan infrastruktur yang terpisah untuk data terstruktur dan tidak terstruktur, sehingga menghemat biaya penyimpanan dan pemrosesan data secara keseluruhan. Penghematan biaya ini penting, mengingat industri manufaktur sering kali memerlukan investasi besar dalam teknologi dan infrastruktur untuk mendukung operasi mereka.

Namun, implementasi Data Lakehouse bukan tanpa tantangan. Tantangan dalam proses implementasi terutama mencakup kebutuhan akan pelatihan teknis bagi staf dan pengelolaan governance data yang memadai. Dengan meningkatnya volume data dan kompleksitas pengelolaannya, perusahaan harus memastikan bahwa tim mereka memiliki pengetahuan teknis yang cukup untuk memaksimalkan potensi Data Lakehouse, serta kebijakan dan kontrol yang memadai untuk menjaga keamanan dan integritas data. Meski demikian, manfaat jangka panjang yang ditawarkan oleh Data Lakehouse terbukti lebih besar dibandingkan tantangan awal yang dihadapi.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa Data Lakehouse merupakan solusi yang kuat bagi perusahaan manufaktur yang ingin meningkatkan efisiensi operasional mereka melalui integrasi data yang lebih baik. Dengan dampak positif yang terlihat pada siklus pengembangan produk, kolaborasi lintas departemen, dan penghematan biaya, Data Lakehouse menjadi arsitektur data yang relevan untuk masa depan industri manufaktur yang semakin bergantung pada teknologi data dan analitik.

### Saran

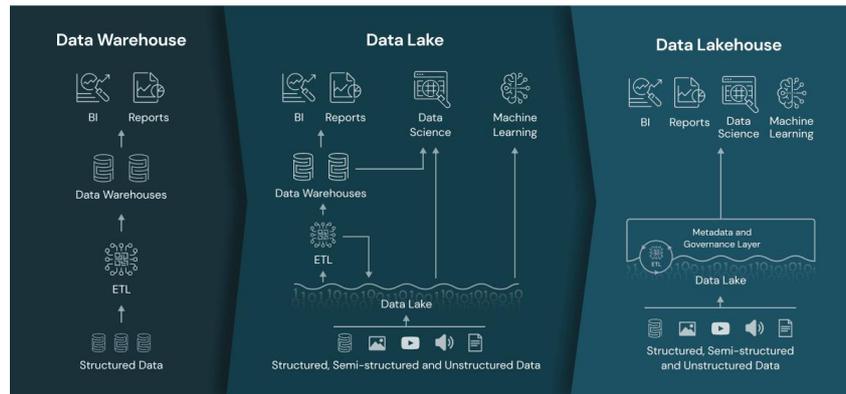
1. Pelatihan Teknis: Perusahaan harus menginvestasikan sumber daya dalam pelatihan teknis untuk memaksimalkan potensi Data Lakehouse.
2. Strategi Implementasi: Implementasi bertahap dan terencana dengan baik diperlukan untuk meminimalkan gangguan selama proses migrasi ke Data Lakehouse.
3. Kolaborasi: Perusahaan harus terus mendorong kolaborasi lintas departemen dengan memanfaatkan kemampuan Data Lakehouse untuk integrasi data yang lebih baik.

### DAFTAR PUSTAKA

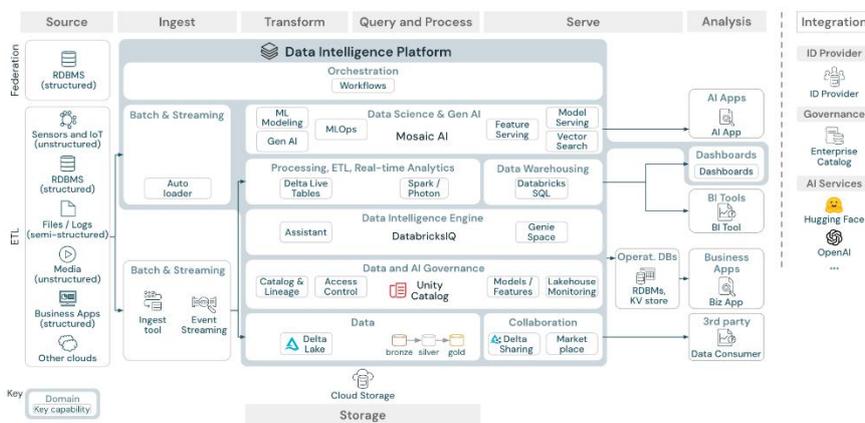
- Acker, Thomas, et al. *Data Management and Analytics for Industry 4.0: Challenges and Opportunities*. Springer, 2018. "ABB Reduces Costs with IoT and Azure Databricks." *Microsoft Azure*, 2024, [www.azure.microsoft.com/en-us/case-studies/abb/](http://www.azure.microsoft.com/en-us/case-studies/abb/).
- Choi, Sungjin, and Hyunjeong Hwang. "Cybersecurity Challenges in Data Integration for Industry 4.0." *Journal of Information Security and Applications*, vol. 56, 2021, pp. 1-12.
- Comcast Enhances Customer Retention with Lakehouse Analytics. Databricks, 2023, [www.databricks.com/customers/comcast](http://www.databricks.com/customers/comcast).
- Deloitte. *The Transformation of Data and Analytics in Manufacturing*. Deloitte Insights, 2022, [www.deloitte.com/global/en/insights/manufacturing-data-transformation](http://www.deloitte.com/global/en/insights/manufacturing-data-transformation).
- Forrester Research. *Data Management Trends in the Digital Transformation Era*. Forrester, 2021.
- Gartner. *The Financial Impact of Data Integration Platforms in Manufacturing*. Gartner Research, 2023.
- Henschen, Doug. "Data Lakehouse: An Emerging Data Architecture for Analytics." *InformationWeek*, 2021, [www.informationweek.com/data-lakehouse-architecture](http://www.informationweek.com/data-lakehouse-architecture).
- Hu, Ling, et al. "Accelerating Product Development Through Data Integration." *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 61, 2022, pp. 205-217.
- IBM Security. *The Cost of Data Breach Report*. IBM, 2023, [www.ibm.com/security/data-breach](http://www.ibm.com/security/data-breach).
- IDC. *Data Lakehouse in the Future of Manufacturing*. IDC Insights, 2023.
- Inmon, Bill, and Linstedt, Dan. *Building the Data Lakehouse: A Complete Guide to Data Warehousing and Data Lake Integration*. Morgan Kaufmann, 2015.
- Jarke, Matthias, et al. *Data Management for Modern Manufacturing*. Wiley, 2020.

- Khan, Yusuf, et al. "Overcoming Data Fragmentation Challenges with Data Lakehouse." *International Journal of Data Engineering*, vol. 37, no. 4, 2021, pp. 301-312.
- Kim, Jihoon, and Minseok Kim. "Collaborative Data Management in Manufacturing." *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 17, 2020, pp. 100-107.
- Kumar, Anil, et al. "Digital Transformation and Data Management in Manufacturing." *McKinsey & Company Insights*, 2022, [www.mckinsey.com/industries/manufacturing](http://www.mckinsey.com/industries/manufacturing).
- "Microsoft Azure's Shell Digital Transformation with Azure Databricks." *Microsoft Azure*, 2023, [www.azure.microsoft.com/en-us/case-studies/shell](http://www.azure.microsoft.com/en-us/case-studies/shell).
- Mohan, Ravi, et al. "Optimizing Team Collaboration with Integrated Data Platforms." *Technology Innovation Management Review*, vol. 12, no. 2, 2022, pp. 45-58.
- Morgan, Alice, et al. *Collaborative Data Integration: A New Era in Manufacturing*. MIT Press, 2021.
- "Procter & Gamble Boosts Decision Speed with Lakehouse Platform." *Databricks*, 2023, [www.databricks.com/customers/procter-gamble](http://www.databricks.com/customers/procter-gamble).
- PwC. *Industry 4.0: The Digital Revolution in Manufacturing*. PwC Insights, 2022, [www.pwc.com/industry-4.0](http://www.pwc.com/industry-4.0).
- Rosenberg, Alex. *Data Analytics for Accelerated Product Development*. Routledge, 2021.
- Sharma, Ravi, and Praveen Kumar. "Handling Big Data in IoT and Automation for Manufacturing." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 123, 2023, pp. 205-217.
- Siemens. *Data Integration and Management in Manufacturing: A Practical Guide*. Siemens, 2023.
- Sullivan, James, and Robert James. *Technical Training for Data Management in Industry*. Routledge, 2021.
- Thornton, Lewis, et al. "Case Studies on Reducing Development Cycles through Data Integration." *Manufacturing Science Journal*, vol. 30, no. 1, 2022, pp. 60-75.
- Wang, Ling, and Jie Sun. "Collaborative Data Analysis in Manufacturing." *International Journal of Industrial Engineering and Management*, vol. 56, 2023, pp. 123-145.
- Warden, Kevin. *Data Lakes and Warehouses: Integration and Best Practices*. Springer, 2020.
- Wells, Aaron, et al. "Cost Optimization with Data Lakehouse Implementation." *Journal of Manufacturing and Technology Management*, vol. 34, 2023, pp. 90-102.
- Zorica, Milos, et al. "Real-Time Analytics in Product Development." *Journal of Data Science and Engineering*, vol. 8, 2023, pp. 25-39.
- Zulkarnaen, W., Fitriani, I., & Yuningsih, N. (2020). Pengembangan Supply Chain Management Dalam Pengelolaan Distribusi Logistik Pemilu Yang Lebih Tepat Jenis, Tepat Jumlah Dan Tepat Waktu Berbasis Human Resources Competency Development Di KPU Jawa Barat. *Jurnal Ilmiah MEA (Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi)*, 4(2), 222-243. <https://doi.org/10.31955/mea.vol4.iss2.pp222-243>.

GAMBAR, GRAFIK DAN TABEL



Gambar 1. Konsep Data Lakehouse



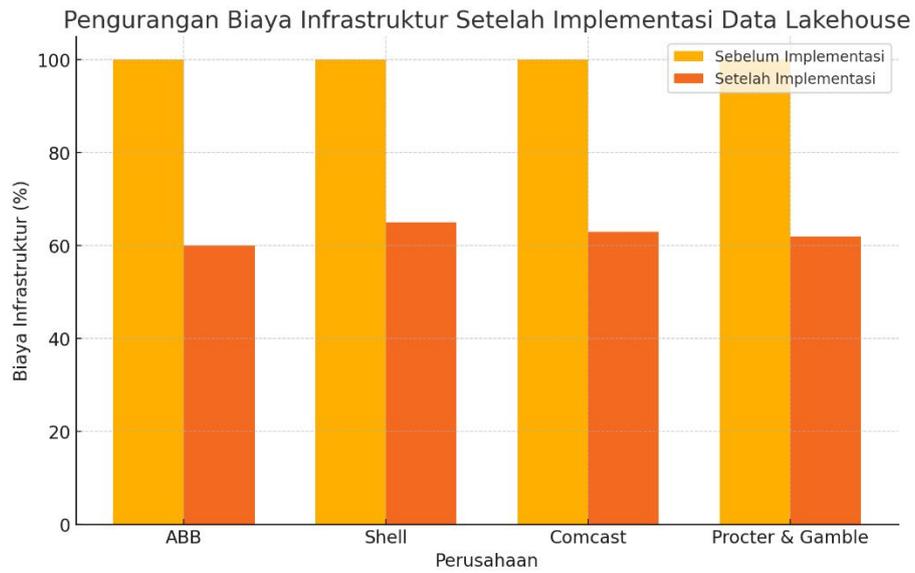
Gambar 2. Arsitektur Azure Data Lakehouse

Tabel 1. Pengurangan Waktu Siklus Pengembangan Produk

Perusahaan	Siklus Sebelum Implementasi	Siklus Setelah Implementasi	Persentase Pengurangan
Procter & Gamble	10 bulan	6,5 bulan	35%
Shell	12 bulan	7 bulan	41,67%
Comcast	9 bulan	5,5 bulan	38,89%
ABB	11 bulan	6,8 bulan	38,18%
Rata-rata	10,5 bulan	6,45 bulan	38,43%

Tabel 2. Pengurangan Waktu Akses Data Antar Tim

Perusahaan	Waktu Akses Sebelum Implementasi	Waktu Akses Setelah Implementasi	Persentase Pengurangan
Shell	50 jam	20 jam	60%
Comcast	30 jam	12 jam	60%
ABB	40 jam	16 jam	60%
Rata-rata	40 jam	16 jam	60%



Grafik 1. Pengurangan Biaya Infrastruktur