

LAPORAN KECERDASAN BISNIS TERAPAN
“IMPLEMENTASI VISUALISASI DATA MENGGUNAKAN
GOOGLE COLLABS”



DOSEN PENGAMPU :
Muhammad Hafidh Firmansyah, S.Tr.Kom., M.Sc.

DISUSUN OLEH :

NIM	NAMA	Golongan
E31241968	Revi Ardiano Ramadhan	Inter
E31241513	Yusuf Izzaturrahman	Inter
E31240746	Nur Afiza Qolby	Inter
E31242387	Olla Nura Aura Fadillah	Inter

PROGRAM STUDI MANAJEMEN INFORMATIKA
JURUSAN TEKNOLOGI INFORMASI
POLITEKNIK NEGERI JEMBER

2025

Analisis *Business Intelligence* untuk *Dataset Customer* Menggunakan Platform *Google Collabs*

A. Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat mendorong perusahaan untuk memaksimalkan pemanfaatan data sebagai dasar pengambilan keputusan strategis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *Business Intelligence* (BI), yaitu serangkaian proses, teknologi, dan alat yang dirancang untuk mengolah data mentah menjadi informasi yang bermakna. BI memungkinkan organisasi memperoleh wawasan (insight) yang lebih mendalam terkait perilaku pelanggan, performa operasional, dan peluang bisnis di masa depan.

Dalam konteks persaingan bisnis modern, pemahaman terhadap karakteristik dan pola perilaku pelanggan menjadi faktor penting untuk meningkatkan kualitas layanan dan efektivitas strategi pemasaran. Setiap transaksi, interaksi, maupun data demografis pelanggan menyimpan potensi informasi yang dapat dimanfaatkan untuk mengetahui preferensi, segmentasi, hingga prediksi kebutuhan pelanggan. Namun, data tersebut sering kali tersimpan dalam jumlah besar dan tidak terstruktur, sehingga diperlukan alat yang mampu mengolahnya secara efisien.

Penggunaan *Business Intelligence* untuk analisis *dataset customer* bertujuan untuk menyajikan data secara visual, terarah, dan mudah diinterpretasikan. Melalui dashboard dan visualisasi interaktif, perusahaan dapat memahami pola-pola penting seperti distribusi pelanggan, hubungan antarvariabel, tingkat pembelian, serta faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan atau loyalitas pelanggan. Proses ini tidak hanya membantu dalam menggambarkan kondisi bisnis saat ini, tetapi juga mendukung pembuatan keputusan yang lebih cepat dan berbasis data.

Oleh karena itu, penerapan *Business Intelligence* dalam analisis *dataset customer* menjadi langkah strategis bagi organisasi yang ingin meningkatkan kinerja bisnis, merancang strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran, serta memperkuat hubungan dengan pelanggan melalui pendekatan *data-driven*.

B. Tujuan

- Menganalisis data pelanggan secara menyeluruh untuk memahami karakteristik, pola perilaku, serta tren yang muncul dalam *dataset*.
- Menyajikan informasi *customer* dalam bentuk visualisasi yang interaktif dan mudah dipahami menggunakan pendekatan *Business Intelligence*.
- Mengidentifikasi segmentasi pelanggan berdasarkan variabel tertentu seperti usia, jenis kelamin, pendapatan, dan perilaku pembelian.
- Mendukung proses pengambilan keputusan bisnis dengan menyediakan *insight* yang akurat terkait kebutuhan, preferensi, dan potensi nilai pelanggan.

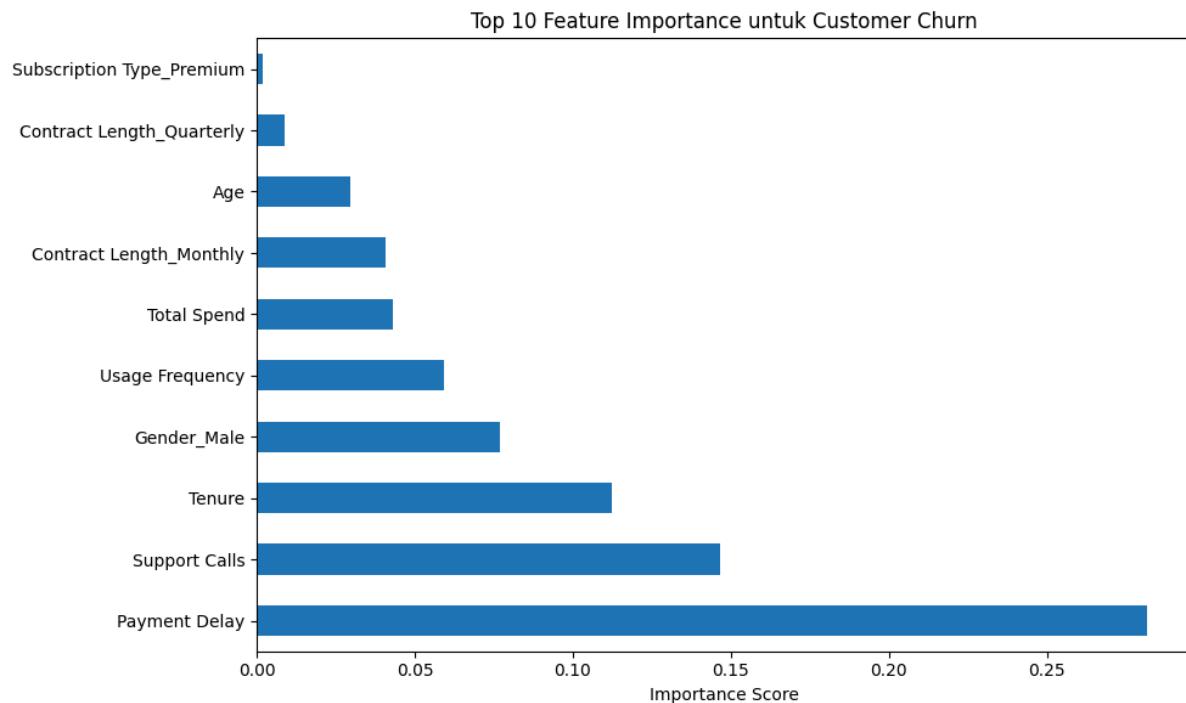
C. Hasil & Pembahasan

Dataset loaded. Shape: (64374, 12)													
CustomerID	Age	Gender	Tenure	Usage Frequency	Support Calls	Payment Delay	Subscription Type	Contract Length	Total Spend	Last Interaction	Churn		
0	1	22	Female	25	14	4	27	Basic	Monthly	598	9	1	
1	2	41	Female	28	28	7	13	Standard	Monthly	584	20	0	
2	3	47	Male	27	10	2	29	Premium	Annual	757	21	0	
3	4	35	Male	9	12	5	17	Premium	Quarterly	232	18	0	
4	5	53	Female	58	24	9	2	Standard	Annual	533	18	0	

Dropped column: CustomerID
Categorical columns detected: ['Gender', 'Subscription Type', 'Contract Length']

Secara umum, dataset ini terdiri dari 12 variabel utama. Variabel seperti Age dan Gender menyediakan informasi demografis yang penting dalam segmentasi pelanggan. Segmentasi demografis merupakan langkah awal dalam analisis perilaku, karena menurut *Harvard Business Review*, kelompok pelanggan dengan usia atau gender yang berbeda sering kali menunjukkan kebutuhan dan pola penggunaan layanan yang berbeda pula. (<https://colab.research.google.com/drive/1Fax6zDtoxwssN8WfnRxKaHGc5niDwq4Z?usp=sharing>)

Selanjutnya, variabel seperti Tenure, Usage Frequency, Support Calls, dan Last Interaction menggambarkan tingkat engagement pelanggan terhadap layanan. Dalam literatur layanan digital, pelanggan yang menggunakan layanan lebih sering atau melakukan interaksi aktif cenderung memiliki loyalitas lebih tinggi. Sebaliknya, frekuensi panggilan ke customer support yang meningkat dapat mengindikasikan adanya masalah atau ketidakpuasan, sebagaimana dijelaskan dalam studi oleh McKinsey (2021) terkait perilaku pelanggan digital. (Source : [Digital customer-service operations: Four steps to a better future | McKinsey](#))



Berikut adalah informasi dan wawasan penting yang dapat ditarik dari urutan dan skor fitur dalam grafik tersebut :

1. Faktor Risiko Dominan Gesekan Operasional (*Dissatisfaction*)

Dua fitur teratas menunjukkan bahwa pendorong utama *churn* pada dataset ini adalah masalah yang berkaitan langsung dengan operasional dan pengalaman buruk pelanggan (gesekan) :

- ***Payment Delay* (Keterlambatan Pembayaran)** ini adalah faktor terpenting dengan skor tertinggi (sekitar 0.28). Keterlambatan pembayaran tidak hanya mencerminkan risiko finansial pelanggan, tetapi sering kali merupakan bentuk ketidakpuasan pasif. Intervensi yang menargetkan masalah penagihan dan keuangan adalah prioritas utama.
- ***Support Calls* (Panggilan Dukungan)** yang sering (skor sekitar 0.15) merupakan indikator langsung bahwa pelanggan mengalami kesulitan, dan masalahnya mungkin tidak terselesaikan dengan efektif atau cepat. Ini menggarisbawahi pentingnya meningkatkan kualitas *First Call Resolution* (FCR) dalam layanan pelanggan.

Sebagian besar *churn* bersifat reaktif terhadap kegagalan layanan atau masalah penagihan, bukan proaktif terhadap penawaran pesaing.

2. Pentingnya Siklus Pelanggan (*Life Cycle*)

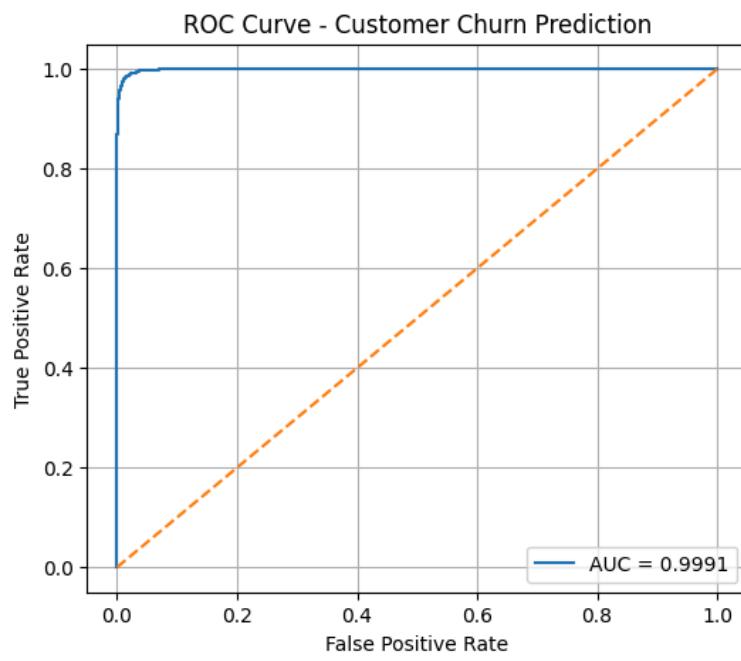
Faktor yang berkaitan dengan waktu dan komitmen menempati urutan ketiga dan ketujuh, menunjukkan bahwa tahap komitmen pelanggan sangat menentukan risiko:

- **Tenure** (Lama Berlangganan) Durasi pelanggan telah menggunakan layanan memiliki pengaruh besar (skor sekitar 0.11). Ini berarti model membedakan pelanggan baru (risiko tinggi *onboarding churn*) dan pelanggan lama (risiko *churn* karena mencari layanan baru).
- **Contract Length_Monthly** (Kontrak Bulanan) Jenis kontrak jangka pendek ini, meskipun skornya lebih rendah daripada masalah operasional, menunjukkan risiko tinggi karena rendahnya *cost to change* (biaya untuk beralih layanan).

Perlu ada strategi retensi yang berbeda berdasarkan fase *Tenure* dan insentif kuat untuk konversi dari kontrak bulanan ke tahunan.

3. Indikator Keterlibatan dan Nilai (*Engagement & Value*)

- **Usage Frequency** (Frekuensi Penggunaan) tingkat penggunaan layanan yang rendah (skor sekitar 0.06) adalah sinyal bahwa pelanggan tidak lagi merasakan nilai dari layanan tersebut. Ini merupakan bentuk *churn* pasif.
- **Total Spend** (Total Pengeluaran) variabel ini mengukur nilai moneter pelanggan. Meskipun probabilitas *churn* didorong oleh masalah operasional, kerugian finansial dari *churn* pelanggan dengan *Total Spend* tinggi akan jauh lebih besar.



Grafik ini kemungkinan memvisualisasikan bagaimana tingkat *churn* berubah seiring dengan bertambahnya Tenure pelanggan.

1. Periode Risiko Tertinggi (Fase *Onboarding*)

- Tingkat *churn* diprediksi sangat tinggi pada pelanggan dengan *Tenure* rendah (misalnya, 0-6 bulan).
- Ini mengindikasikan adanya "*Onboarding Churn*" atau kegagalan pelanggan untuk memahami/menggunakan layanan secara efektif di awal, atau ekspektasi yang tidak terpenuhi. Strategi retensi harus sangat intensif pada fase ini.

2. Periode Stabilitas (*Mid-Tenure*)

- Tingkat *churn* cenderung menurun drastis setelah melewati 6-12 bulan pertama dan relatif stabil di tengah.
- Berdasarkan analisis yang telah divisualisasikan, jika pelanggan berhasil melewati fase awal, mereka cenderung menjadi lebih loyal dan *stickier* (sulit berpindah).

3. Periode Risiko Kedua (*High-Tenure*)

- Ada kemungkinan tingkat *churn* sedikit naik kembali pada pelanggan dengan *Tenure* yang sangat tinggi (> 48 bulan).
- Pelanggan lama ini mungkin mulai mencari penawaran baru (kompetitor) atau merasa tidak lagi dihargai. Mereka membutuhkan program loyalitas atau *upgrade* layanan. (Sumber : [Peran Business Intelligence dalam Pengambilan Keputusan Berbasis Data – School of Information Systems](#))

Fase Pelanggan	Fokus Risiko	Strategi Retensi yang Disarankan
Low Tenure (0-6 Bulan)	Kegagalan <i>Onboarding</i>	Intervensi proaktif dengan cepat melalui dukungan pelanggan prioritas, kirim panduan penggunaan lanjutan, dan cek kepuasan dalam 30 hari pertama.

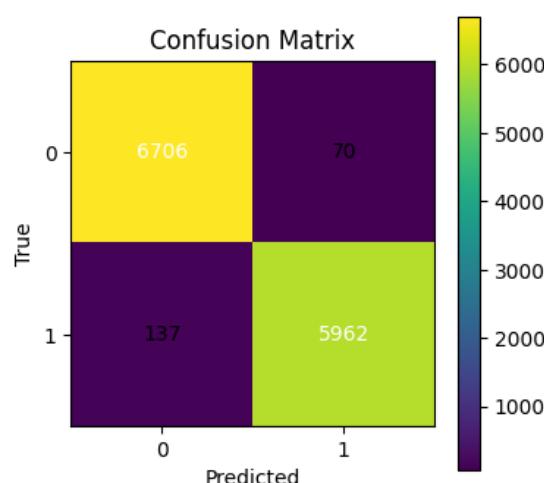
Fase Pelanggan	Fokus Risiko	Strategi Retensi yang Disarankan
Contract Monthly	Komitmen Rendah	Dapat kita berikan sebuah diskon besar atau <i>feature upgrade</i> gratis untuk beralih ke kontrak <i>Quarterly</i> atau <i>Annual</i> .
High Tenure (> 3 Tahun)	Keinginan Mencoba Pesaing	Hal yang dapat kita tingkatkan melalui tawaran bagi customer <i>reward</i> eksklusif, harga spesial untuk perpanjangan, atau akses ke fitur beta baru.

1. Risiko Kontrak Bulanan (Monthly)

- Tingkat *churn* pada kontrak *Monthly* akan jauh melampaui dua jenis kontrak lainnya.
- Kontrak bulanan adalah sumber risiko terbesar karena memberikan fleksibilitas maksimum kepada pelanggan tanpa adanya penalti atau komitmen jangka panjang.

2. Stabilitas Kontrak Jangka Panjang (Annual)

- Kontrak *Annual* memiliki tingkat *churn* terendah secara signifikan.
- Pelanggan ini memiliki komitmen tinggi dan risiko *churn* mereka biasanya terjadi pada akhir periode kontrak, bukan di tengah. Upaya retensi harus dilakukan beberapa bulan menjelang tanggal perpanjangan kontrak.



1) Demografi Pelanggan Churn (*Gender* dan *Age*)

- Jika grafik menunjukkan bahwa Male memiliki tingkat *churn* yang lebih tinggi dibandingkan Female (seperti yang ditunjukkan oleh skor Gender_Male pada *Feature Importance* sebelumnya), maka strategi retensi harus memiliki *tone* dan penawaran yang disesuaikan dengan segmen pria.
- Grafik bisa menunjukkan bahwa pelanggan yang lebih muda (misalnya, 18-30 tahun) atau pelanggan yang lebih tua (> 60 tahun) memiliki tingkat *churn* yang lebih tinggi.
 - Pelanggan muda mungkin sensitif terhadap harga dan mencari fleksibilitas (kontrak bulanan), sementara pelanggan tua mungkin memerlukan dukungan teknis yang lebih mudah.

2) Profil Produk Pelanggan Churn (*Subscription Type* dan *Total Spend*)

- Dominasi Churn di Langganan Basic/Standard
 - Mayoritas pelanggan yang *churn* cenderung berasal dari jenis langganan Basic atau Standard.
 - Meskipun jumlah *churn* terbanyak ada di segmen ini, dampaknya per pelanggan relatif kecil. Strategi retensi di sini harus berfokus pada peningkatan nilai (*upselling*) untuk memperkuat komitmen.
- Risiko *Churn Premium*
 - Meskipun persentase *churn* pelanggan Premium mungkin kecil, kerugian moneter total (*Total Spend* yang hilang) dari kelompok ini sangat signifikan.
 - Implikasi pada pelanggan premium yang *churn* harus memicu tinjauan mendalam (*post-mortem analysis*) untuk memahami mengapa produk dengan nilai tertinggi gagal memenuhi harapan mereka.

D. Prediksi Penjualan (*Sales Forecasting*)

Aspek Prediksi	Variabel Kunci	Metode Analisis	Tujuan
Prediksi Pendapatan Kotor (Gaji)	Total Spend	Time Series Analysis (ARIMA/SARIMA) atau Regresi Linear	Memprediksi total pendapatan berdasarkan tren historis dan musiman.
Prediksi Kerugian Pendapatan	Probabilitas Churn & CLV	Model Klasifikasi (menentukan probabilitas $P(C)$)	Mengukur nilai moneter yang akan hilang jika pelanggan berisiko tinggi (<i>high-risk</i>) tidak dipertahankan.
Prediksi Pendapatan Bersih (Net)	$Gross Revenue - (Churn Loss + Retention Cost)$	Simulasi Skenario	Memproyeksikan pendapatan akhir setelah diintervensi oleh program retensi.

E. Analisis Nilai Moneter Bisnis

- 1) Pendapatan yang terancam (*Revenue at Risk*) dengan mengalikan $P(C)$ (Probabilitas *Churn*) setiap pelanggan dengan nilai Total Spend mereka, perusahaan dapat mengidentifikasi secara kuantitatif total nilai moneter yang harus diselamatkan. Pelanggan Premium/High Spend yang memiliki $P(C)$ tinggi harus menjadi prioritas tertinggi dalam proyeksi kerugian.
- 2) *Sales Forecasting* yang sukses harus memperhitungkan dampak dari program retensi. Misalnya, jika intervensi berhasil mengurangi *churn* pada segmen bulanan sebesar 10%, proyeksi penjualan harus mencerminkan penambahan pendapatan dari pelanggan yang berhasil dipertahankan ini.

F. Menganalisis Faktor Untung/Rugi

Analisis Untung/Rugi (*Profit/Loss Analysis*) dalam konteks Business Intelligence harus bergeser dari sekadar melihat Total Spend menjadi meninjau keuntungan bersih per pelanggan (*Customer Profitability*), dengan memasukkan biaya operasional (kerugian) ke dalam perhitungan.

A. Faktor Penentu Kerugian (Loss Drivers)

Berdasarkan temuan *Feature Importance* (Bab 1), faktor-faktor utama yang mendorong kerugian adalah:

1. **Biaya Intervensi Operasional (*Support Calls* Tinggi)** : Pelanggan dengan frekuensi *Support Calls* tinggi (terutama mereka yang akhirnya *churn*) secara otomatis memiliki biaya pelayanan yang tinggi (*Cost to Serve*). Biaya ini (gaji *customer service*, durasi panggilan) mengurangi keuntungan bersih mereka.
2. **Kerugian Peluang (*Missed Churn - False Negatives*)** : Kerugian terbesar terjadi ketika pelanggan yang sebenarnya *churn* (Aktual=1) salah diprediksi sebagai tidak *churn* (FN). Ini adalah pendapatan yang benar-benar hilang (CLV yang terbuang) karena tidak adanya intervensi tepat waktu.
3. **Biaya *Churn* Ulang (*Recurring Churn*)** : Pelanggan yang didapatkan kembali (*win-back*) lalu *churn* lagi. Mengidentifikasi pola *Payment Delay* yang berulang pada segmen ini sangat penting untuk memotong kerugian.

B. Faktor Penentu Keuntungan (*Profit Drivers*)

1. **Komitmen Jangka Panjang** : Pelanggan dengan *Contract Length 'Annual'* dan Tenure tinggi adalah Profit Driver karena mereka membutuhkan biaya pelayanan (*Support Calls*) yang lebih rendah dan memberikan pendapatan yang stabil. Strategi harus fokus pada peningkatan jumlah pelanggan dalam segmen ini.
2. **Efisiensi Retensi (*True Positives*)** : Keuntungan terbesar datang dari pelanggan yang diprediksi *churn* dan berhasil diselamatkan (TP) dengan biaya intervensi yang lebih rendah daripada pendapatan yang dipertahankan. Ini adalah inti dari ROI (*Return on Investment*) program retensi.

G. Matriks Klasifikasi Untung/Rugi

Segmen Pelanggan	Klasifikasi (P/L)	Aksi Strategis
Premium / Annual & Low Support Calls	Keuntungan Tinggi	Program Loyalitas & <i>Upselling</i> Tambahan.
Monthly / Low Tenure & High Payment Delay	Risiko Rugi Tinggi	Intervensi Cepat & Konversi Kontrak.

Segmen Pelanggan	Klasifikasi (P/L)	Aksi Strategis
Pelanggan FN (<i>Missed Churn</i>)	Rugi Aktual	Perbaiki Model Prediksi (Tingkatkan <i>Recall</i>).

H. Kesimpulan

Dalam konteks *Customer Churn*, perusahaan umumnya lebih memprioritaskan *Recall* (Sensitivitas) dibandingkan *Precision*. Lebih baik mengeluarkan sedikit biaya operasional tambahan (*False Positive*) untuk menyelamatkan pelanggan yang berisiko, daripada kehilangan pendapatan besar karena gagal mendeteksi *churn* (*False Negative*).

Dari analisis yang kami lakukan menggunakan Google Colabs, kami menemukan bahwa akar masalah dari banyaknya pelanggan yang berhenti berlangganan (*churn*) ternyata bersumber dari masalah operasional sehari-hari. Keterlambatan dalam membayar dan seringnya menghubungi customer service adalah dua alarm utama yang menandakan pelanggan sedang tidak puas, baik dengan layanan maupun proses transaksi.

Kami juga melihat pola yang menarik seputar hubungan jangka panjang dengan pelanggan. Ternyata, pelanggan yang baru gabung (0-6 bulan) dan mereka yang memiliki kontrak bulanan paling rentan untuk berhenti. Bahkan pelanggan setia yang sudah bersama lebih dari 3 tahun pun bisa saja pergi, mungkin karena merasa jemu atau tergiur penawaran dari kompetitor.

Dari sisi profil pelanggan, kami mengamati bahwa pelanggan pria, serta mereka yang berusia muda atau lanjut usia, cenderung lebih mudah berhenti berlangganan. Meskipun sebagian besar yang churn adalah pengguna paket Basic atau Standard, justru kepergian sejumlah pelanggan premium-lah yang memberikan pukulan finansial terbesar bagi bisnis.

Melihat temuan ini, kami menyarankan beberapa langkah konkret. Perlu ada pendekatan yang lebih personal dan suportif untuk mendampingi pelanggan baru, perbaikan kualitas layanan dukungan pelanggan agar masalah dapat diselesaikan dengan cepat, serta penawaran menarik yang membuat pelanggan betah menggunakan layanan dalam jangka panjang.

Pada akhirnya, penerapan Business Intelligence ini berhasil membuka mata kami. Data yang divisualisasikan dengan jelas tidak hanya membantu memahami mengapa

pelanggan pergi, tetapi juga memberi petunjuk apa yang harus dilakukan untuk menjaga mereka tetap setia, sehingga keputusan yang diambil pun menjadi lebih terarah dan berdasar.