Segmentasi Pelanggan dan Prediksi Churn

Strategi Optimalisasi Retensi Pelanggan dalam Industri Telekomunikasi





Rizqi Andhika P.

STI'22 - ITB



Telecommunication Industries

Telekomunikasi merupakan bidang yang **sangat penting** dalam kehidupan manusia. Bidang ini melibatkan pengiriman informasi, suara, dan data antara individu, perangkat, atau lokasi yang berbeda melalui berbagai media seperti kabel, gelombang radio, dan satelit. Bidang ini memiliki banyak **peran penting** dalam kehidupan manusia, seperti kemajuan teknologi, komunikasi jarak jauh, dan pertumbuhan bisnis dan ekonomi. Karena itu, telekomunikasi telah menjadi elemen tak terpisahkan dalam kehidupan sehari-hari yang terus berkembang dan akan terus memiliki **dampak signifikan** dalam cara kita berinteraksi, bekerja, belajar, dan hidup.

Problem



Konsumen memiliki karakteristik yang berbeda-beda sehingga mengakibatkan diversifikasi target pelanggan dan peluang pemasaran.



Fenomena "Churn" di mana konsumen dapat beralih dari satu penyedia layanan ke penyedia lain karena satu atau beberapa faktor.

Solution





Segmentasi Pelanggan

Metode untuk mengkategorikan pelanggan ke dalam kelompok-kelompok berdasarkan satu atau beberapa kriteria tertentu.

Untuk menentukan kelompok pelanggan target yang paling potensial dan menciptakan peluang pemasaran yang lebih spesifik.

Churn Prediction

Prediksi churn memperkirakan pelanggan mana yang berisiko tinggi meninggalkan perusahaan atau membatalkan langganan suatu layanan, berdasarkan perilaku mereka terhadap produk karena biaya akuisisi pelanggan baru dapat 5 hingga 10 kali lebih mahal daripada biaya mempertahankan pelanggan lama.

Benefit Segmentasi Pelanggan



DEFINE

Meningkatkan **Strategi Bisnis**

User Experience lebih baik

Meningkatkan **Pendapatan**

Tingkat Retensi yang Lebih Tinggi

Pemahaman Pelanggan yang Lebih Baik

Benefit Churn Prediction

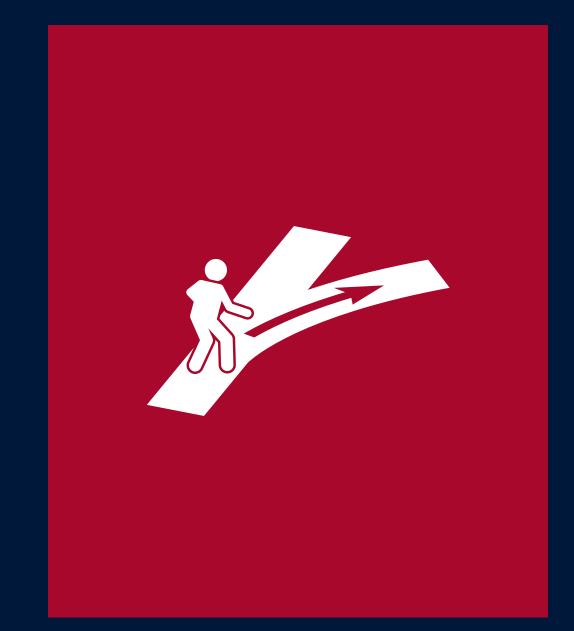
Mencegah Customer *Churn*

Meningkatkan **tingkat kepuasan** pelanggan

Playbook **Layanan Pelanggan** yang Lebih Baik

Menciptakan **peluang pertumbuhan**

Mengidentifikasi **titik-titik masalah**



DATASET

Consisting:



7043 Datas



METODOLOGI

Segmentasi Pelanggan



Data Preparation

Memilih beberapa kolom kategorikal untuk diaplikasikan **one-hot encoding**.

Modeling

Menggunakan **Elbow Method** untuk menentukan jumlah cluster yang optimal. Lalu, menggunakan model **KMeans Clustering**.

Churn Prediction



Data Preparation

Data diolah kemudian data dipisahkan menjadi set pelatihan dan pengujian dengan rasio 80:20. Terakhir, untuk mengatasi data yang tidak seimbang, teknik SMOTE digunakan untuk menyeimbangkan kelas dalam data pelatihan.

Modelling

Menggunakan berbagai model machine learning yang telah dikonfigurasi dengan set parameter spesifik dan siap dilatih dengan dataset pelatihan untuk memprediksi "churn" pelanggan.

Evaluation

Dalam rangka evaluasi performa model, digunakan beberapa metrik untuk menilai sejauh mana akurasi dan kapabilitas model dalam mengklasifikasikan data. Metrik tersebut adalah akurasi, AUC (Area Under Curve), dan Classification Report.

Hasil

Tenure Months 33.653 18.399 41.058 Monthly Purchase (Thou. IDR) 79.173 88.0 CLTV (Predicted Thou. IDR) 5.638.742 3.624.698 7.287.048 0.444 Games Product_No Games Product No internet service 0.227 0.213 0.209 Games Product Yes 0.205 0.347 0.433 0.435 0.449 Device Class_High End Device Class_Low End 0.227 0.213 0.209 Device Class_Mid End 0.342 0.424 0.536 0.384 Music Product_No 0.227 0.213 0.209 Music Product No internet service Music Product Yes 0.349 0.251 0.407 Payment Method_Credit 0.219 0.165 0.25 Payment Method Debit 0.241 0.153 0.245 Payment Method Digital Wallet 0.216 0.294 0.195 Payment Method Pulsa 0.388 0.31 0.423 0.523 Education Product_No 0.396 Education Product No internet service 0.227 0.213 0.209 Education Product Yes 0.395 Use MyApp_No 0.374 0.478 0.357 Use MyApp_No internet service 0.227 0.213 0.209 Use MyApp Yes 0.434 0.38 0.362 Video Product_No 0.476 Video Product No internet service 0.227 0.213 0.209 Video Product Yes 0.393 0.311 0.428 Call Center No 0.704 0.785 0.663 Call Center Yes 0.337 Longitude_106.816666 0.704 0.728 Longitude_107.60981 0.296 0.272 0.29 Latitude -6.914744 0.296 0.29 0.272 Latitude -6.2 0.704 0.71 0.728 0.272 Location_Jakarta 0.704 0.728 Churn Label 0 0.741 0.656 0.784 0.344 0.216 Churn Label_1

DEFINE

Segmentasi Pelanggan

Tipe	Nama Cluster	Rekomendasi Bisnis			
0	Pelanggan Menengah Masa berlangganan rata-rata sebesar 33,653 bulan, pelanggan ini menghabiskan sekitar Rp83.934 setiap bulannya	 Tawarkan program loyalitas untuk meningkatkan retensi dan engagement. Tingkatkan up-sell dengan menawarkan bundling produk game dan musik. Lakukan survei kepuasan pelanggan untuk mengetahui area yang bisa ditingkatkan. 			
1	Pelanggan Pemula Masa berlangganan rata-rata sebesar 18,399 bulan, pelanggan ini menghabiskan sekitar Rp79.173 setiap bulannya.	 Buat program onboarding untuk meningkatkan awareness terhadap produk lain. Tawarkan promo khusus untuk produk video. Lakukan pendekatan pribadi melalui call center untuk meningkatkan retensi. Membuat paket khusus untuk pelanggan baru dengan penawaran menarik di awal keanggotaan untuk meningkatkan retensi. 			
2	Pelanggan Elite Masa berlangganan rata-rata mencapai 41,058 bulan, pelanggan dalam cluster ini menghabiskan sekitar Rp88.000 setiap bulannya.	 Pertahankan loyalitas mereka dengan memberikan penawaran eksklusif atau hadiah khusus. Berikan kesempatan untuk memberikan feedback atau saran untuk pengembangan produk. Konsiderasikan kerjasama dengan brand premium lain untuk memberikan penawaran khusus bagi segmen ini, meningkatkan persepsi eksklusivitas. 			



Churn Prediction

Model	Accuracy	AUC-ROC	Macro Precision	Macro Recall	Macro F1-score
Logistic Regression	0.7864	0.7422	0.7376	0.7422	0.7398
Decision Tree	0.7402	0.6941	0.6847	0.6941	0.6888
Random Forest	0.7637	0.7143	0.7102	0.7143	0.7122
XGBoost	0.7921	0.7477	0.7444	0.7477	0.746
LightGBM	0.7942	0.7477	0.7469	0.7477	0.7473
CatBoost	0.7878	0.7356	0.7389	0.7356	0.7372
Gradient Boosting Machine	0.7864	0.7558	0.7395	0.7558	0.7463
AdaBoost	0.7764	0.7511	0.7299	0.7511	0.7379
k-NN	0.7033	0.6903	0.663	0.6903	0.6674
Support Vector Machine	0.7331	0.7405	0.7017	0.7405	0.7062
Naive Bayes	0.7658	0.7459	0.7204	0.7459	0.729
ensemble_model_hard	0.7935	0.7441	0.746	0.7441	0.7451
ensemble_model_soft	0.7928	0.7482	0.7452	0.7482	0.7467

LightGBM

0.7942 Accuracy

Framework pohon berbasis gradien yang dirancang untuk kecepatan dan efisiensi, membuatnya ideal untuk dataset besar.

Untuk meningkatkan akurasi model:

Feature Engineering

Optimasi Hyperparameter

Penggunaan Data Tambahan

Penerapan Teknik Regularisasi



SEGMENTASI PELANGGAN

1 Pelanggan Elite

Kelompok yang memberikan **kontribusi besar** terhadap pendapatan perusahaan. Namun, faktor churn masih menjadi perhatian utama.

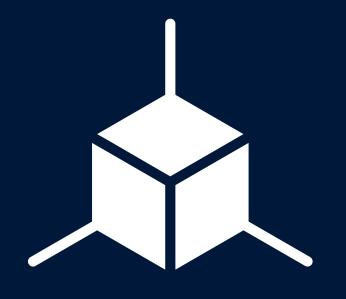
2 Pelanggan Menengah

3 Pelanggan Pemula

Kelompok yang memiliki **potensi besar** untuk kontribusi lebih lanjut. Strategi retensi yang dirancang khusus untuk kluster ini dapat meningkatkan retensi pelanggan.



CHURN PREDICTION



LightGBM

Disarankan untuk menggunakan LightGBM sebagai model utama dalam melakukan prediksi churn, namun tetap mempertimbangkan potensi model lain atau teknik ensemble untuk hasil yang lebih baik.

Optimasi lebih lanjut
melalui teknik seperti
feature engineering,
optimasi hyperparameter,
dan penggunaan data
tambahan dapat
meningkatkan kinerjanya.

Kesimpulan Akhir

Secara umum, pemahaman mendalam tentang segmen pelanggan dan prediksi churn sangat penting untuk menginformasikan strategi retensi pelanggan. Dengan memahami kebutuhan dan perilaku pelanggan yang berbeda, perusahaan dapat merancang intervensi yang tepat untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dan meminimalkan kehilangan pelanggan. Dalam konteks bisnis, memaksimalkan retensi pelanggan sambil meminimalkan churn akan membantu dalam mempertahankan pendapatan dan meningkatkan profitabilitas jangka panjang.