

Predict Customer Personality to Boost Marketing Campaign by Using Machine Learning

Author: Arya Octavian





Credits to:

Rakamin Academy



About Me

Greetings, you can call me Arya. I am 25 years old and have a high passion for data analysis. Currently, I am taking a data science Bootcamp at Rakamin Academy. I used to work as a registration officer and data entry clerk. My long-term career goal is to contribute to the world as a business intelligence or data analyst mentor.

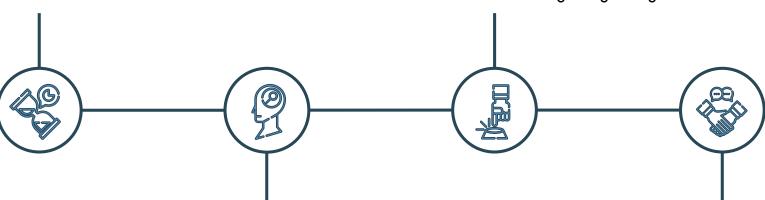
Outline

Business Problem

Latar belakang permasalahan bisnis dan tujuan clustering

ML Modelling

Clustering dengan algoritma K-Means



Exploratory DataAnalysis

Dataset overview dan visualisasi insights

Interpretation

Interpretasi setiap cluster customer dan rekomendasi bisnis

Business Problem

• •



-0



Latar Belakang

- Salah satu yang membuat perusahaan retail berkembang lebih pesat adalah dengan cara mengetahui personality setiap customers. Hal ini bertujuan agar perusahaan mampu memaksimalkan layanan kepada customer yang tepat sasaran.
- Namun, hal tersebut akan memakan biaya dan waktu yang lebih banyak apabila menentukannya customer per customer. Oleh karena itu, segmentasi dengan machine learning menjadi solusi bagi perusahaan untuk mengkategorisasi customer dengan sangat mudah dan akurat.
- Dengan mengolah data historical marketing campaign dan membuat sebuah model prediksi cluster customer berdasarkan total transaksi, perusahaan dapat lebih efisien dalam meningkatkan penjualan dan pemasaran berdasarkan segmentasi pasar.

Tujuan Clustering

01 Problem

Mengetahui apakah campaign sebelumnya sudah efektif atau belum.

02 Goal

Membagi customer menjadi 4 kelompok cluster berdasarkan total transaksi.

03 Objective

Memberikan rekomendasi yang tepat terhadap setiap cluster.

Exploratory Data Analysis



Variabel	Keterangan
ID	Nomor identitas unik setiap customer
Year_Birth	Tahun kelahiran customer
Education	Tingkat pendidikan terakhir setiap customer
Marital_Status	Status perkawian customer
Income	Jumlah pendapatan tahunan customer
Total_Child	Jumlah anak dalam rumah tangga customer
Complain	Tanda customer complain atau tidak dalam 3 tahun terakhir
Dt_Customer	Tanggal pendaftaran customer dengan perusahaan
Recency	Jumlah hari sejak pembelian terakhir
Mnt (Coke, Fruits, etc.)	Jumlah belanja untuk produk tertentu dalam 3 tahun terakhir (produk minuman bersoda, buah, ikan, daging, dsb.)
NumPurchases (Web, Catalog, etc.)	Jumlah transaksi yang dilakukan melalui media tertentu
NumWebVisitsMonth	Jumlah kunjungan ke web perusahaan sebulan terakhir
AcceptedCmp[i] (i=1-5)	Respons customer terhadap beberapa campaign sebelumnya
Response	Respons customer terhadap campaign saat ini
Etc.	Kolom konstanta lainnya

Dataset Overview °

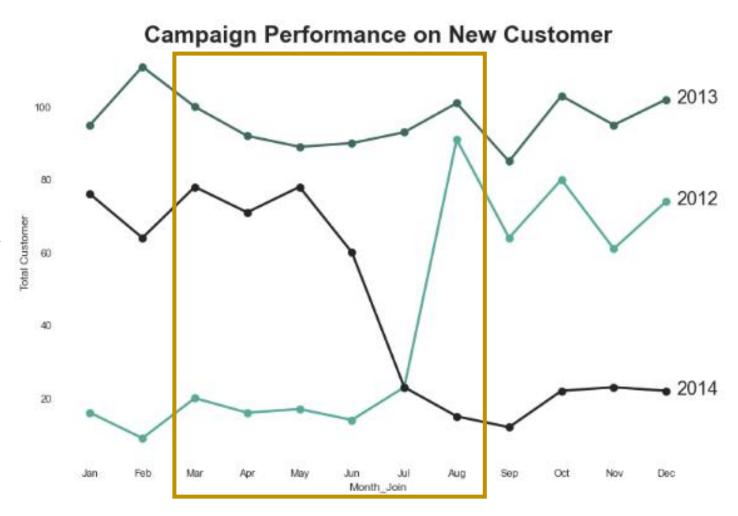


Jumlah Baris 2240

• • •

Proses EDA merupakan uji investigasi awal yang memiliki tujuan untuk menemukan pola data, menganalisis insight, dan merangkum karakteristik utama data. Maka dari itu, visualisasi insight pertama dibuka dengan menganalisis performa perusahaan per tahun.

- Pada bulan Maret-Agustus tahun 2012 dan 2013 terlihat keduanya memiliki pola seasonality yang sama.
- Sedangkan pada tahun 2014 trend-nya berubah secara signifikan. Perubahan tren dapat disebabkan oleh banyak faktor. Salah satunya adalah market shifting karena ada pergeseran kebutuhan setiap customer baru.
- Hal tersebut tentunya dapat berdampak pada performa campaign yang dilakukan perusahaan.



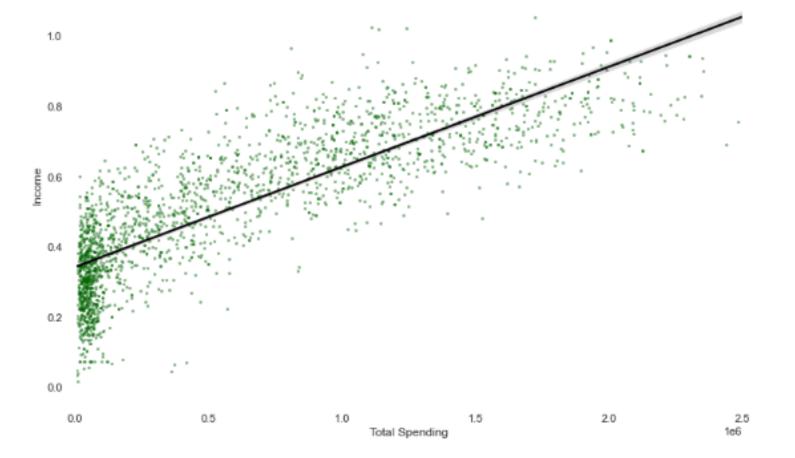
• • •

Dengan turunnya performa campaign, tentunya akan berdampak pada revenue perusahaan. Salah satu sumber revenue adalah seberapa besar nominal yang dihabiskan customer untuk berbelanja.

Oleh karena itu, clustering ini akan berfokus pada jumlah transaksi customer.



Correlation Between Total Spending and Income



Visualisasi Insight

• • •

Seberapa besar customer bertransaksi dapat dilihat dari fitur Total_Spending. Dengan melihat korelasinya terhadap fitur persona utama yaitu Income, dapat disimpulkan bahwa:

- Secara garis besar semakin besar income seorang customer maka cenderung semakin besar juga total spendingnya.
- Hal ini dapat menjadi ide utama bagi perusahaan dalam pembentukan cluster customer yaitu dengan melihat fitur total spending sebagai prioritas.
- Pembagian cluster dapat dikategorikan menjadi "high spender", "mid spender", "low spender", dan "risk to churn".



• •

Sebelum beralih ke proses modelling,

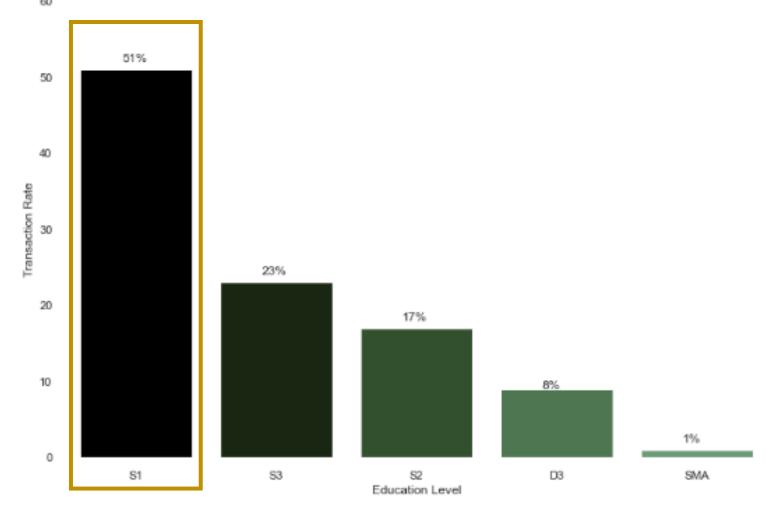
Penting bagi perusahaan untuk mengetahui insight sebanyak mungkin terkait performa penjualan berdasarkan segmentasi customer persona yang ada.



• • •

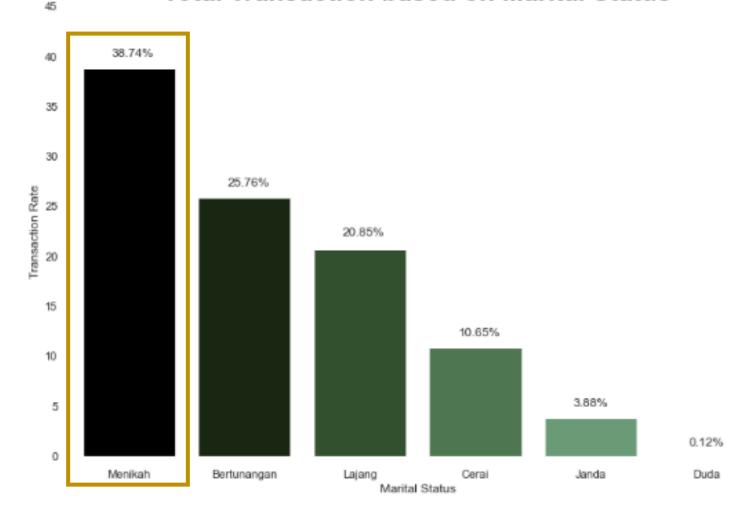
- Customer dengan tingkat pendidikan \$1
 menjadi customer yang paling banyak
 bertransaksi yaitu 51% dari total transaksi
 dalam 3 tahun terakhir. Sedangkan customer
 dengan tingkat pendidikan SMA paling
 sedikit bertransaksi.
- Hal ini dapat disebabkan oleh dua hal yaitu antara customer S1 sering bertransaksi atau pada kenyataannya jumlah customer S1 jauh lebih banyak.
- Namun, frekuensi menjadi faktor yang lebih penting dalam segmentasi customer dibandingkan jumlah customer per segment. Sehingga, customer \$1 dapat menjadi prioritas untuk target campaign.

Total Transaction based on Customer's Education Level





Total Transaction based on Marital Status



Visualisasi Insight

• •

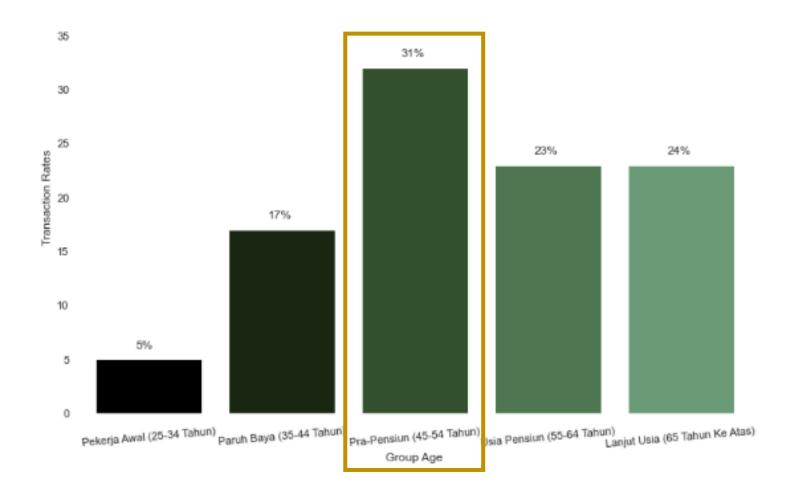
- Customer dengan status menikah merupakan customer yang paling banyak bertransaksi yaitu sebanyak 38.74%.
- Untuk meningkatkan total transaksi, perusahaan dapat membuat sistem algoritma rekomendasi yang akan muncul di interface customer saat mengunjungi website atau katalog yang dikirimkan sesuai dengan status pernikahan mereka.
- Sebagai contoh, laman pertama interface website untuk customer yang sudah menikah akan memunculkan produk kebutuhan harian seperti fruits, meat, atau fish products.
- Sedangkan untuk customer yang bertunangan akan direkomendasikan produk gold.

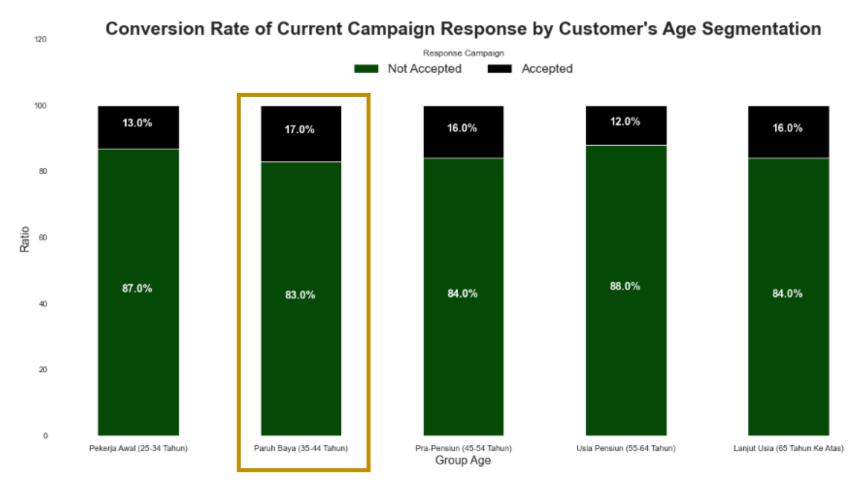
• • •

40

- Berdasarkan grup usia, customer yang paling banyak bertransaksi adalah customer pra-pensiun yaitu sebanyak
 31% dari total transaksi dalam 3 tahun.
- Insight ini dapat digunakan dalam retargeting campaign untuk meningkatkan jumlah transaksi dengan memprioritaskan campaign atau promo pada customer berusia 45-54 tahun.
- Hal ini juga dapat dikombinasikan dengan sistem rekomendasi seperti memunculkan lebih banyak produk emas pada customer yang sudah menikah pada rentang umur pra-pension.

Total Transaction based on Group Age





- Pada chart sebelumnya telah diketahui bahwa customer pra-pensiun bertransaksi paling banyak. Namun, campaign lebih banyak diterima oleh customer paruh baya (35-44 Tahun) yaitu sebanyak 17%.
- Meskipun perbedaannya tidak signifikan, hal ini tetap dapat dijadikan pertimbangan terkait cost reduction untuk menawarkan campaign.
- Apabila perusahaan ingin meningkatkan matriks keberhasilan sebuah campaign maka customer dengan usia 35-44 tahun dapat menjadi opsi pertama dalam penawaran sebuah campaign.

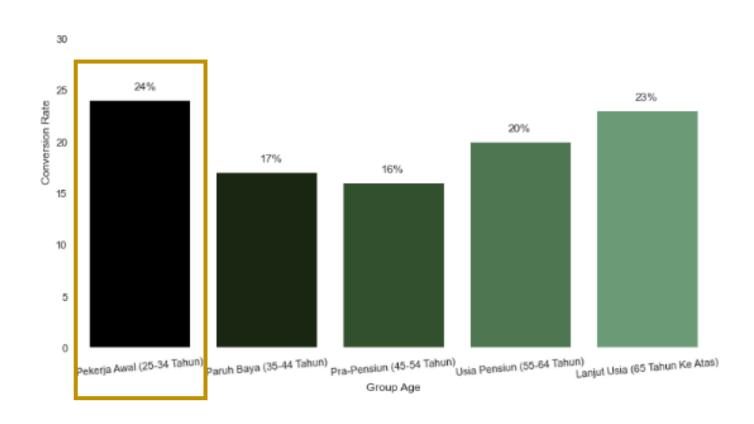
• • •

 Customer yang paling banyak bertransaksi setelah mengunjungi web adalah customer pekerja awal dan lanjut usia.

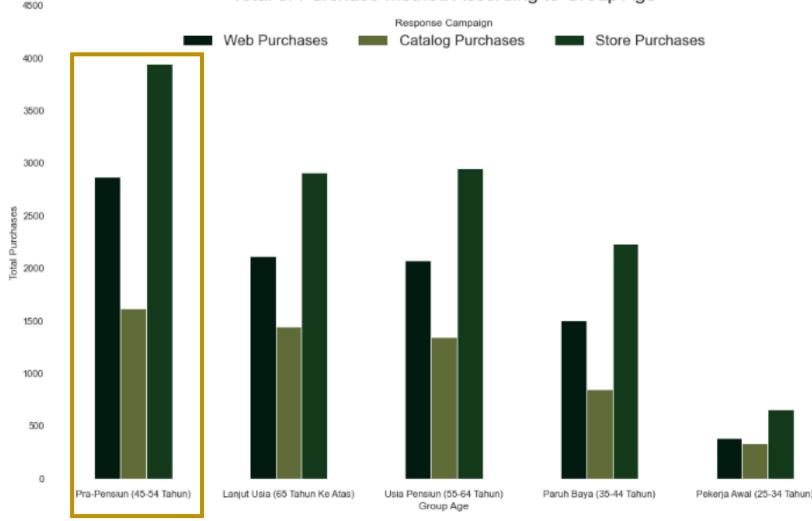
35

- Meskipun perbedaan rasio tidak terlalu signifikan, perusahaan dapat meningkatkan potensi konversi pada web dengan membuat range usia menjadi fitur predictor sistem rekomendasi utama.
- Disamping itu, perusahaan juga harus tetap mengevaluasi CRO (Conversion Rate Optimization) untuk mengukur halaman website mana yang paling sering dibuka oleh setiap segmen umur.

Web Visit Conversion Rate by Customer's Age Segmentation



Total of Purchase Method According to Group Age



Visualisasi Insight

• Offline store masih menjadi pilihan favorit. dibandingkan melalui web maupun katalog.

- Penjualan melalui offline store dapat ditingkatkan dengan memberikan cashback bagi customer yang bertransaki menggunakan sistem pembayaran digital tertentu.
- Untuk meningkatkan penjualan melalui web, pemberian gratis ongkir dengan minimal belanja dapat menjadi solusi terbaik.
- Sementara penjualan melalui katalog dapat ditingkatkan dengan memberikan katalog yang relevan terhadap jenis produk yang sering dibeli dari setiap segmen usia.

• •

Berdasarkan insight yang telah diperoleh,

Clustering akan dibuat berdasarkan total spending sebagai customer persona utama. Sehingga potensi campaign dapat disesuaikan pada behavior belanja tiap cluster.

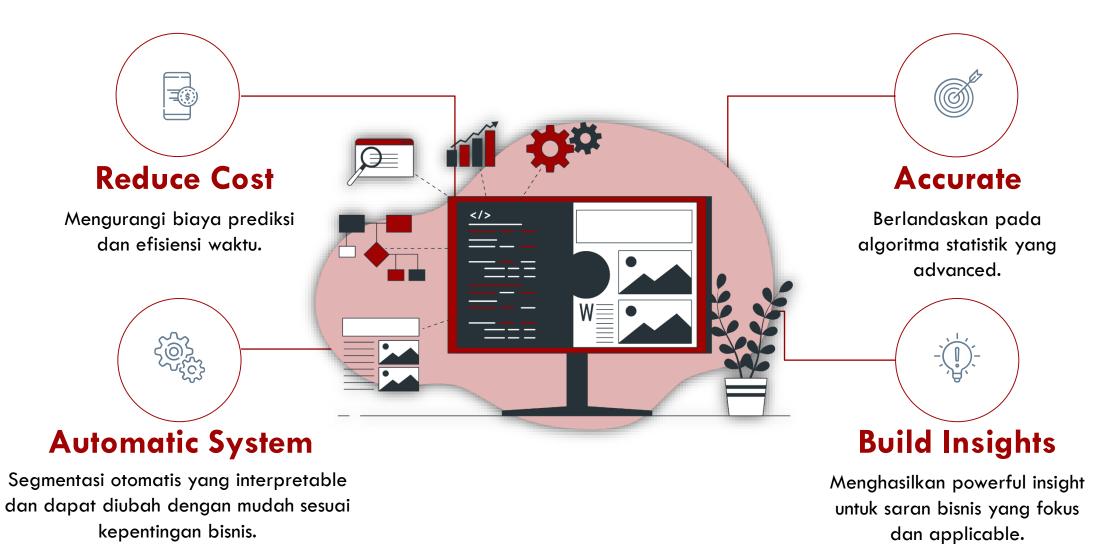


ML Modelling

(K-Means Clustering)



Why Clustering Using Machine Learning?



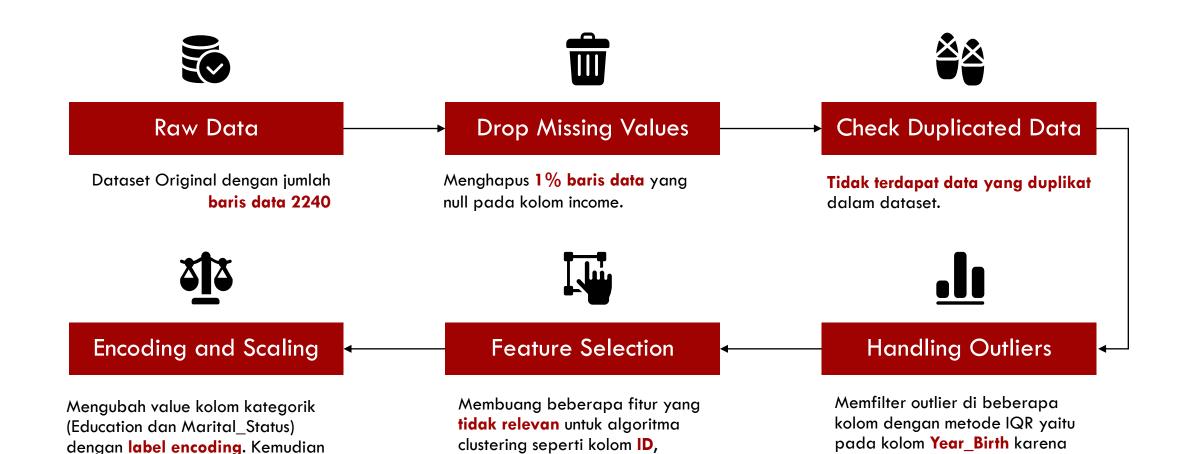
Data Preprocessing

pelanggan kemungkinan sudah

tidak aktif dan global outliers

pada kolom Income dan

NumCatalogPurchases.



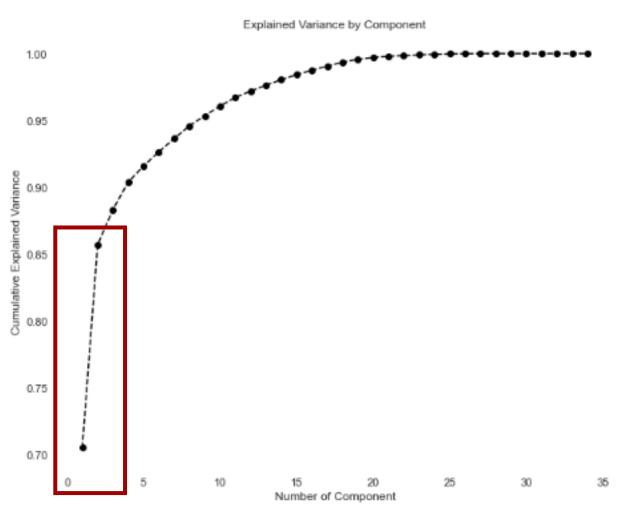
Dt Customer, dsb.

scaling dengan standard scaler

dan 34 kolom.

pada dataset final 2185 baris data

Dimensionality Reduction

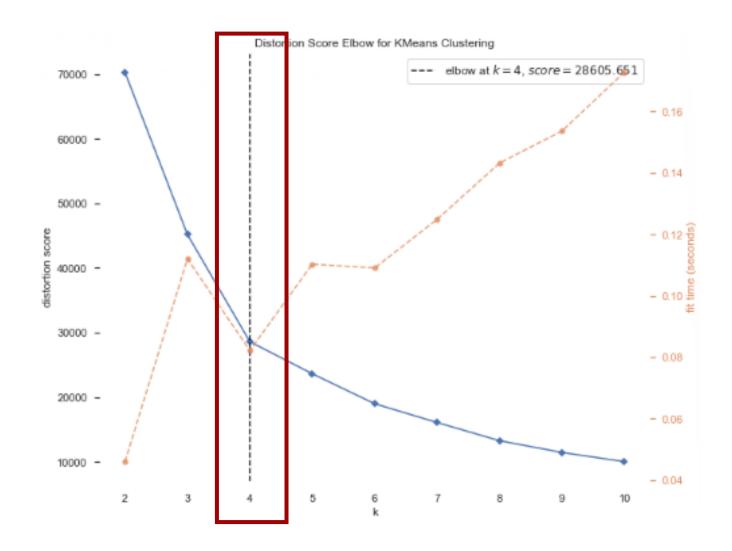


- Dataset final yang digunakan memiliki 34 kolom. Setiap fitur mewakili dimensi yang mempengaruhi cluster.
- Dimensi dengan jumlah yang banyak tentu akan mengurangi performa machine learning (data poin tidak representatif terhadap sampel) dan sulit untuk diinterpretasikan.
- PCA (Principal Component Analysis) merupakan teknik reduksi dimensi dengan memproyeksikan data asli ke dalam dimensi yang lebih sedikit dan independen guna menghindari multikolonieritas tanpa menghilangkan informasi penting dalam dataset.
- Pada model ini, PCA dilakukan dengan mereduksi 34 fitur/variabel menjadi 2 dimensi. Hal ini dipilih karena berdasarkan grafik di samping, dengan memilih 2 jumlah komponen atau dimensi (PC1 dan PC2) sudah dapat mewakili lebih dari 85% data.

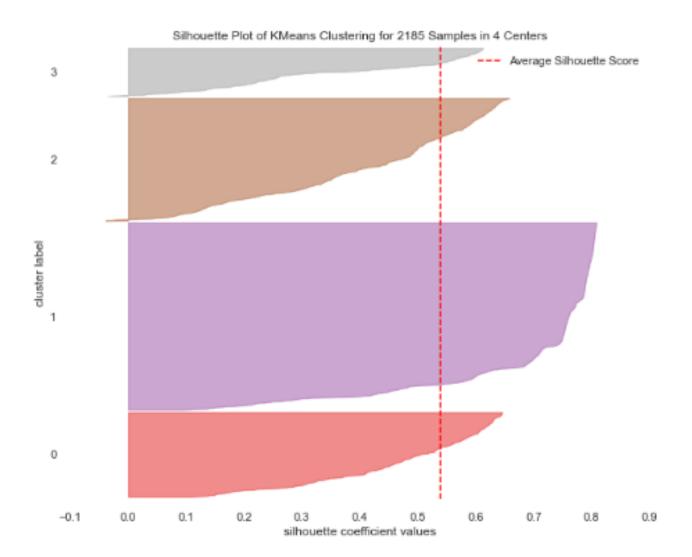
• •

Elbow Method

- Elbow method merupakan metode heuristik untuk menentukan jumlah cluster yang akan digunakan pada K-Means clustering.
- Clustering itu sendiri pada dasarnya adalah mengelompokkan data dengan meminimalkan jarak sebuah titik data terhadap titik data lainnya dan membentuk beberapa kelompok.
- Dari output elbow method di samping, jumlah cluster yang direkomendasikan paling baik terhadap model yang telah direduksi dengan PCA adalah sebanyak 4 kelompok.
- Hal ini sejalan dengan ide awal ingin membagi cluster berdasarkan total spending yaitu "high spender", "mid spender", "low spender", dan "risk to churn".



Silhouette Score



- Silhouette merupakan metode interpretasi dan validasi konsistensi sebaran data dalam kelompok cluster.
 Silhouette score itu sendiri dipengaruhi banyaknya jumlah cluster yang telah ditentukan sebelumnya.
- Metode tersebut berdasarkan pada konsep kohesi yaitu mengukur seberapa dekat antar data dalam cluster dan konsep separasi yaitu mengukur seberapa jauh satu cluster terpisah dari cluster lainnya.
- Silhouette score terletak pada range -1 hingga 1
 dimana semakin mendekati 1 maka semakin baik
 clusteringnya. Hal ini dilakukan untuk memverifikasi hasil
 elbow method.
- Berdasarkan output di samping, score model dengan 4 cluster yang sudah direduksi dengan PCA yaitu sekitar 0.53. Hal ini berarti model sudah cukup baik untuk aplikasikan pada algoritma K-Means.

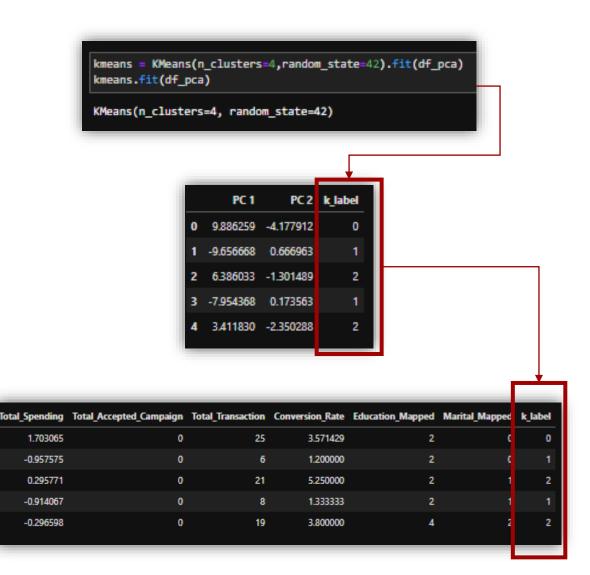
• •

K-Means clustering bekerja dengan meminimalkan nilai variasi pada suatu cluster dan memaksimalkan variasi pada cluster lain terhadap centroid atau pusat cluster. Kelebihan algoritma ini diantaranya adalah implementasi yang sederhana, waktu

learning yang cepat, dan sangat mudah untuk diinterpretasikan.

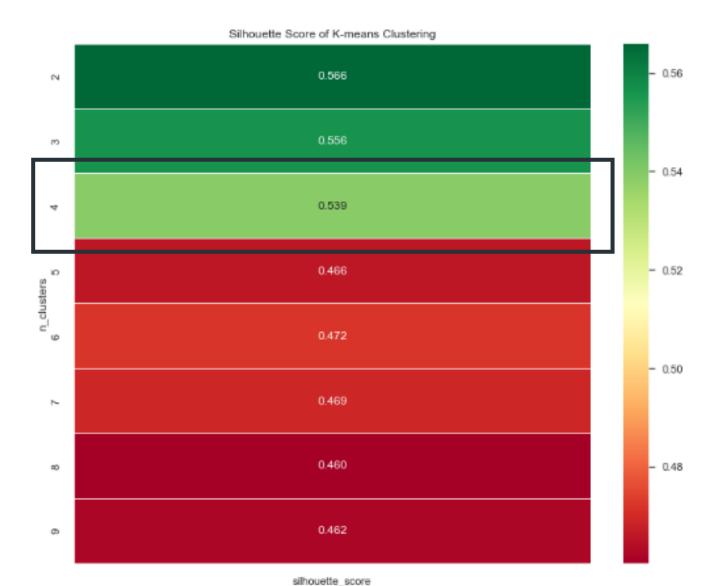
- Model yang sudah direduksi dengan PCA di-run menggunakan algoritma K-Means dengan jumlah cluster sebanyak 4 dan random state 42.
- Hasil clustering pada model PCA diwakili dengan kolom bernama k_label dimana setiap angka merepresentasikan cluster untuk setiap baris data.
- Kolom k_label tersebut kemudian diaplikasikan pada dataset yang belum direduksi dengan PCA. Sehingga, hal tersebut akan mempermudah proses interpretasi analisis setiap cluster.

K-Means Clustering



• •

Evaluasi Silhouette Score



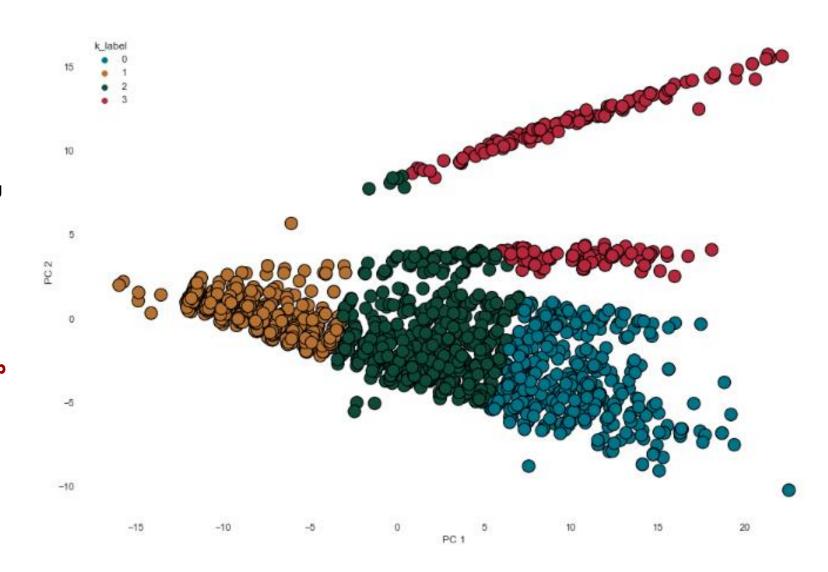
 Hasil silhouette score untuk model dengan K-Means dan 4 cluster adalah 0.539. Score tersebut sudah

cukup baik karena mendekati score 1.

- Meskipun silhouette score untuk 2 dan 3 cluster lebih baik daripada 4 cluster, hal ini merujuk kembali kepada ide awal untuk membagi cluster menjadi 4 kelompok berdasarkan total spending customer.
- Penetapan jumlah cluster boleh diganti tergantung dengan kebutuhan bisnis perusahaan. Namun analisis behavior customer akan lebih detail apabila model memiliki segmentasi yang lebih banyak.

Evaluasi Cluster PCA

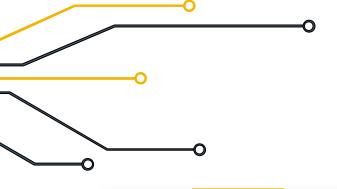
- Plot di samping merupakan scatter plot
 PC1 dan PC2 untuk setiap cluster yang
 diwakili oleh tiap nilai pada k_label.
- Terlihat bahwa ada 4 cluster penting yang muncul pada data yang terbentuk dari banyak variabel atau fitur dalam model final.
- Dari plot di samping, dapat diketahui bahwa algoritma dari model yang dibuat sudah bagus karena batasan untuk setiap cluster terlihat dengan jelas atau minim overlapping.
- Oleh karena itu, hasil cluster akan lebih mudah untuk dianalisis dengan baik.



Interpretation

• •





						Total_Spending		
	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
k_label								
0	419.0	1.106227e+06	407142.109434	415000.0	799000.0	1021000.0	1384500.0	2486000.0
- 1	925.0	7.959027e+04	75518.537276	5000.0	37000.0	58000.0	99000.0	1376000.0
2	604.0	7.461242e+05	500021.319093	8000.0	368750.0	538500.0	1080000.0	2252000.0
3	237.0	1.356819e+06	453174.177978	277000.0	1027000.0	1313000.0	1631000.0	2525000.0
_								

Berdasarkan rata-rata Total_Spending maka dapat disimpulkan bahwa:

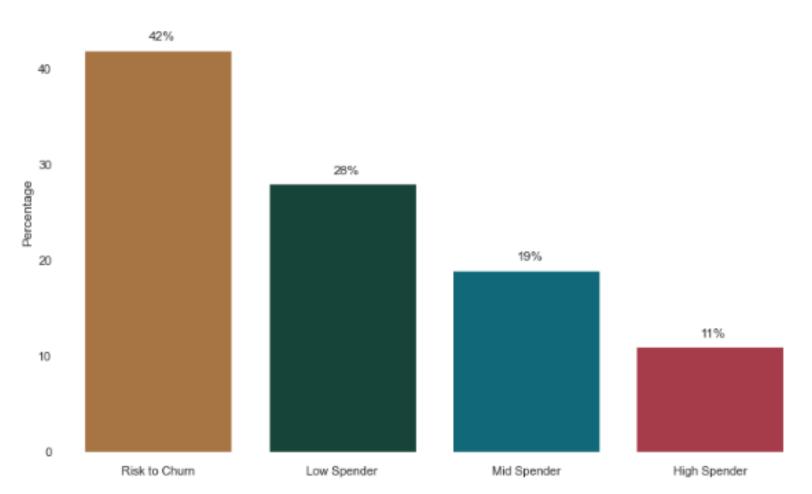
- Label O (IDR 1.1 juta) merupakan Mid Spender
- Label 1 (IDR 79 ribu) merupakan Risk to Churn
- Label 2 (IDR 740 ribu) merupakan Low Spender
- Label 3 (IDR 1.3 juta) merupakan High Spender

Cluster Labeling



Total Customer per Segment



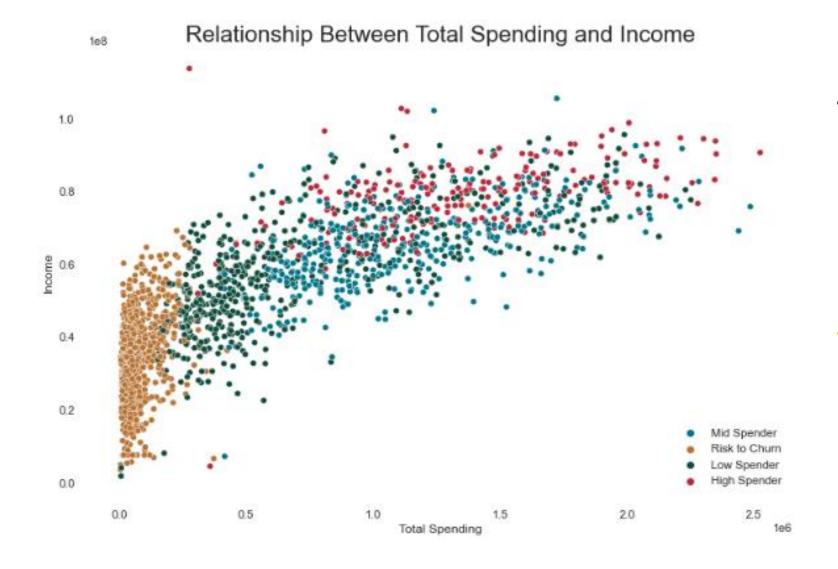


50

- Risk to Churn = 925 customers (42%)
- Low Spender = 604 customers (26%)
- Mid Spender = 419 customers (19%)
- High Spender = 237 customers (11%)
- Dengan melihat jumlah customer dari setiap segmen, customer Risk to Churn menjadi sangat fatal bagi perusahaan karena jumlahnya yang sangat banyak.
- Disamping itu, perusahaan tidak boleh kehilangan sama sekali customer High Spender.

Total Spending vs Income for Each Cluster





- Dari scatterplot di samping terlihat bahwa ada titik data yang overlap antar segment. Hal ini terjadi karena algoritma bekerja tidak hanya memandang fitur Total_Spending, namun fitur lain seperti frekuensi transaksi, recency, dsb.
- Meskipun begitu, terlihat dengan jelas bahwa semakin tinggi income maka akan semakin besar juga spending yang dilakukan untuk setiap cluster.

The High Spender

Customer Persona	Total customer 237 orang					
	Rata-rata income IDR 78 juta per tahun					
	• 57% customernya memiliki tingkat pendidikan S1					
	Tidak ada customer dengan tingkat pendidikan SMA					
	Rata-rata didominasi oleh customer pra-pensiun (45-54 tahun)					
	Rata-rata total belanja IDR 1.3 juta per tahun					
CI .	Rata-rata transaksi 20x per tahun					
Shopping Behavior	 Jarang mengunjungi website Lebih sering berbelanja melalui offline store dan catalog 					
	Jarang berbelanja dengan promo					
Campaign Response	Paling antusias terhadap campaign yang ditawarkan					
And	Conversion rate kunjungan website yang tinggi					
Conversion Rate						



Total customer 419 orang Rata-rata income pada cluster ini adalah IDR 65 juta per tahun 50% customernya memiliki tingkat pendidikan S1 Customer Persona Hanya terdapat 1 orang dengan tingkat pendidikan SMA Rata-rata didominasi oleh customer usia pensiun (55-64 tahun) Rata-rata total belanja IDR 1.1 juta per tahun Rata-rata transaksi 25x per tahun Shopping Cluster yang paling sering berbelanja melalui website dan di **Behavior** offline store Cukup sering mengunjungi website (rata-rata 5 kali sebulan) Paling sering berbelanja dengan promo Antusiasme terhadap campaign terbilang cukup baik Campaign Response Conversion rate kunjungan website cukup tinggi And **Conversion Rate**

The Mid Spender



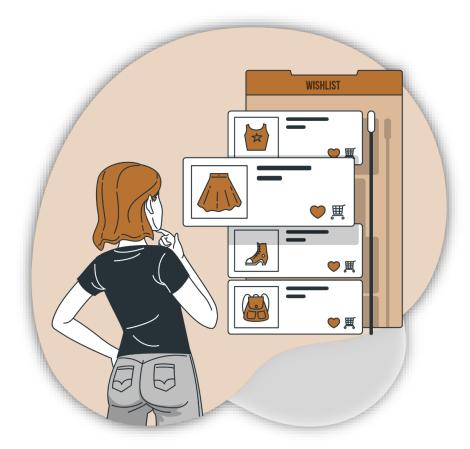
The Low Spender

Customer Persona	Total customer 604 orang					
	Rata-rata income IDR 58 juta per tahun					
	• 50% customernya memiliki tingkat pendidikan S1					
	Hanya terdapat 1 orang dengan tingkat pendidikan SMA					
	• Rata-rata didominasi customer pra-pensiun (45-54 tahun).					
Shopping Behavior	Rata-rata total belanja IDR 740 ribu per tahun.					
	Rata-rata transaksi 16x per tahun					
	Cukup sering mengunjungi website (rata-rata 5 kali sebulan)					
	Lebih berminat berbelanja melalui website dan offline store					
Campaign Response	Antusiasme terhadap campaing rendah					
And	Conversion rate kunjungan website rendah					
Conversion Rate						



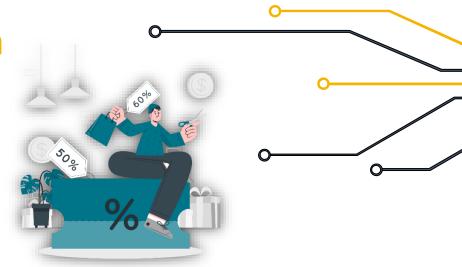
Total customer 925 orang Rata-rata Income IDR 33 juta per tahun 49% customernya memiliki tingkat pendidikan S1 Customer Persona Terdapat 52 orang dengan tingkat pendidikan SMA Rata-rata didominasi oleh pra-pensiun (45-54 tahun) Rata-rata total belanja IDR 79 ribu per tahun Rata-rata transaksi 7x per tahun Shopping Paling sering mengunjungi website (rata-rata 6 kali sebulan) Behavior Sangat tidak berminat berbelanja melalui katalog Lebih berminat berbelanja melalui offline store Cukup sering belanja menggunakan promo. Antusiasme terhadap campaign sangat buruk. Campaign Response Conversion rate kunjungan website paling kecil And **Conversion Rate**

The Risk to Churn



Recommendation





The High Spender

Antusiasme terhadap campaign yang tinggi menjadikan cluster ini sebagai target campaign paling berpotensial.

Rekomendasi Bisnis Perusahaan dapat meningkatkan awareness secara konsisten dengan memetakan daerah tempat tinggal customer. Kemudian memasang iklan reklame di sepanjang jalan strategis yang mengarah ke offline store dari daerah tersebut. Sehingga, produk yang diiklankan terus melekat sekaligus menjadi media promosi untuk menarik perhatian customer baru.

Perusahaan juga dapat membuat program financial bonding untuk meningkatkan loyalitas customer. Salah satunya yaitu point reward yang dapat diperoleh customer setiap bertransaksi dengan minimal tertentu dan dapat ditukarkan dengan potongan harga.

The Mid Spender

Secara nature, karena paling sering mengunjungi website berarti mereka juga sering online di internet. Perusahaan dapat riset media internet apa yang paling sering digunakan oleh customer. Media internet tersebut (seperti instagram, facebook, dll) dapat menjadi rekomendasi untuk beriklan.

Rekomendasi Bisnis Cluster ini paling sering belanja dengan promo dan rata-rata total transaksi mereka paling tinggi.
Behavior tersebut dapat dimanfaatkan perusahaan untuk mengadakan promo dengan limit periode waktu tertentu. Promo seperti cashback dapat disebarkan dengan push notification agar semua mengetahuinya. Sehingga, secara psikologis customer akan merasa FOMO dan secepat mungkin langsung berbelanja.

Recommendation





The Risk to Churn

Cluster ini paling aktif mengunjungi web, tetapi paling sedikit bertransaksi. Perusahaan dapat tetap konsisten mengiklankan produk promo di web sesuai kebutuhan cluster ini (rata-rata income terkecil). Sebagai contoh iklan list produk yang sedang turun harga. Pada prinsipnya, pembelian dengan volume kecil tetapi frekuensi transaksi

Rekomendasi **Bisnis**

besar lebih baik daripada jarang bertransaksi.

Minat berbelanja yang rendah dapat ditimbulkan dari harga yang tidak sesuai budget. Perusahaan dapat mengevaluasi harga produk yang ditawarkan. Alternatif seperti menyediakan range jenis dan size produk yang sangat murah juga sangat disarankan.

The Low Spender

Apabila melihat performa transaksi terhadap conversion rate web visit, cluster ini memiliki karakteristik yang mempertimbangkan banyak hal sebelum berbelanja. Perusahaan dapat membuat atau meningkatkan algoritma rekomendasi terhadap produk yang paling sering dilihat dan diletakkan pada laman teratas user interface cluster ini.

Rekomendasi Bisnis

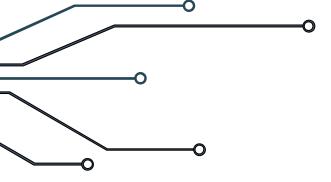
Terdapat banyak faktor dalam mempertimbangkan banyak hal sebelum berbelanja. Salah satunya disebabkan oleh membandingkan harga dan keuntungan lain yang dapat diperoleh dari perusahaan dengan pesaing bisnis lain. Oleh karena itu, perusahaan dapat menganalisa harga produk serta fasilitas lain yang disediakan oleh kompetitor baik di offline atau online storenya.

Research Advice

• • •



Untuk penelitian selanjutnya dapat dibuat clustering dengan mempartisi dataset berdasarkan tahun customer pertama kali bertransaksi dengan perusahaan. Kemudian cluster berdasarkan customer persona yang sama (total spending) dan analisa market shifting untuk setiap pergantian tahun.



Thank You!

Please reach me via:

arya.octavian23@gmail.com

https://github.com/aryaoctav

https://www.linkedin.com/in/arya-octavian/



Credits :
The icons by Flaticon
Infographics & images by Freepik
The illustrations by Storyset