

## Model Penetapan Harga Dinamis di Sektor Ritel

Perusahaan yang bergelut di bisnis ritel terkhususnya industri makanan memerlukan strategi penetapan harga tingkat yang lebih tinggi untuk pasar yang kompetitif saat ini serta fleksibilitas untuk membuat perubahan saat dibutuhkan. Sehingga konsumen tidak menolak untuk membelinya berdasarkan harga. Optimalisasi harga dan manajemen pendapatan adalah aspek paling menonjol yang perlu ditangani oleh setiap bisnis. Tetapi bagaimana menentukan harga setiap produk? Apakah perlu menggunakan harga tetap, mengamati pesaing, atau kombinasi keduanya?

Mengimplementasikan model Dynamic Pricing bisa menjadi strategi harga yang digunakan oleh pelaku industri makanan, penetapan dynamic pricing adalah tindakan menetapkan harga produk atau layanan Anda berdasarkan keadaan permintaan pasar saat ini. Dengan banyaknya data yang dihasilkan oleh pelanggan mereka melalui analitik dan media sosial, perusahaan dapat menggunakan data tersebut untuk menyesuaikan harga mereka secara real time dengan harga yang dinamis. Menggunakan data memungkinkan perusahaan untuk memahami keadaan pasar mereka saat ini, melakukan penyesuaian sesuai kebutuhan, dan memaksimalkan peluang mereka untuk meningkatkan pendapatan mereka.

Untuk memiliki model dynamic pricing yang efisien dan efektif, perlu dikembangkan model prediksi yang kuat untuk diketahui baik permintaan yang diharapkan. Untuk melakukannya, pengimplementasian beberapa algoritma Machine Learning akan sangat bermanfaat.

Data yang digunakan berasal dari dua pengecer industri makanan yang berbeda. Data tersebut meliputi penjualan, diskon yang diterapkan, nama produk dan kategori hingga subkategori yang berbeda untuk mengklasifikasikannya dari satu toko masing-masing pesaing. Data tersebut merupakan hasil pencatatan selama satu tahun dua bulan, dimana data satu tahun pertama akan digunakan untuk membangun model prediksi dan kurva elastisitas kemudian, data dua bulan setelahnya digunakan untuk membandingkan hasil. Data sudah dinormalisasi untuk membandingkan semua produk. Itu berarti informasi yang digunakan adalah diskon dan peningkatan penjualan.

Untuk model prediksi, beberapa algoritma berbeda telah diimplementasikan. Pertama ARIMA untuk menghitung prediksi permintaan secara keseluruhan, tanpa memperhitungkan subkategori. Setelah itu, Random Forest Regressor, untuk memprediksi pada tingkat kategori. Prediksi ini memberikan kemungkinan untuk mengembangkan penetapan harga dinamis

(dynamic pricing) tidak terlalu rumit, di mana produk dalam sebuah kategori akan berubah harganya dengan setara. Akhirnya, untuk mengembangkan prediksi pada tingkat produk, telah diimplementasikan Randomized Trees yang meningkatkan kompleksitas.

menghitung kategori dan produk pengoptimalan tanpa memperhitungkan kanibalisasi. Model yang digunakan adalah:

$$\begin{aligned} \max Profit = \\ \max \sum_{Categ} \sum_{Day} \sum_{Pt.Curve} x_{Categ,Day,Pt.Curve} * \\ Dbase_{Categ} * \Delta D_{Categ,Pt.Curve} * [Pbase_{Categ} * \\ (1 - Dct_{Pt.Curve}) - Cost_{Categ}] \end{aligned}$$

Subject to

$$\begin{aligned} x_{Categ,Day,Pt.Curve} * Dbase_{Categ} \\ * \Delta D_{Categ,Pt.Curve} \\ \leq 1.1 * Dmax_{Categ,Day} \end{aligned}$$

$$\sum_{Pt.Curve} x_{Categ,Day,Pt.Curve} \leq 1$$

Terakhir, telah diimplementasikan model dengan kanibalisasi untuk beberapa produk, dan hasil telah diekstrapolasi, menyesuaikan hasil sebelumnya.

$$\begin{aligned} \max Profit = \\ \max \sum_{Prod1} \sum_{Prod} \sum_{Day} \sum_{Pt.Curve} x_{Prod1,Prod,Day,Pt.Curve} * \\ Dbase_{Prod} * \Delta D_{Prod1,Prod2,Pt.Curve} * \\ [Pbase_{Prod1} * (1 - Dct_{Pt.Curve}) - Cost_{Prod} ] \end{aligned}$$

Subject to

$$\begin{aligned} \sum_{Prod2} x_{Prod1,Prod2,Day,Pt.Curve} * Dbase_{Prod1} \\ * \Delta D_{Prod1,Prod2,Pt.Curve} \\ \leq 1.1 * Dmax_{Prod1,Day} \end{aligned}$$

$$\sum_{Pt.Curve} x_{Prod1,Prod2,Day,Pt.Curve} \leq 1$$

$$y_{Prod2,Day,Pt.Curve} = x_{Prod1,Prod2,Day,Pt.Curve}$$

dalam dua fungsi tujuan tersebut, Labanya adalah memaksimalkan, dimana sama dengan rata-rata permintaan dikalikan dengan peningkatan penjualan. Ini dikalikan dengan harga rata-rata menerapkan diskon positif atau negatif dan mengurangi biaya.

Pada bagian Deployment akan disajikan hasil dari masing-masing model dan hasil dan keputusan yang diambil dari Kasus Bisnis dikembangkan. Hasil yang akan disajikan mencakup kurva elastisitas, prediksi dan optimasi.

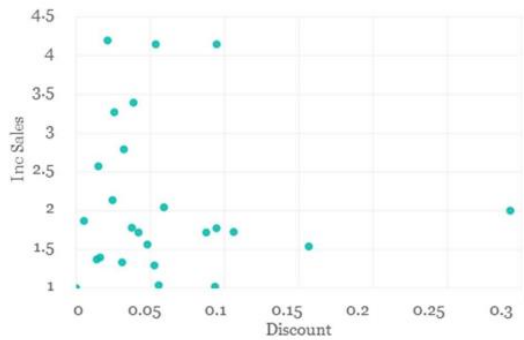


Figure 1: Self-elasticity of a category  
(menunjukkan distribusi dari titik dalam Regresi Linier)

Selain kurva self-elasticity, ada cross-elasticities.

	Product 1	Product 2
Product 1	5.65	-2.88
Product 2	-0.44	6.13

Tabel 1: Stationary cross-elasticity curve

Dari Tabel 1 dapat diamati stasioner kurva elastisitas silang, yang akan digunakan setelah Harga Dinamis stabil dilaksanakan.

Producto Canibalizado	Mes	Pendiente	R2
CINTA LOMO CERDO TROZO	12	0.132	0.1815
CINTA LOMO CERDO TROZO	5	-0.12338779	0.148791
CINTA LOMO CERDO TROZO	1	0.12264151	0.139505
CINTA LOMO CERDO TROZO	8	0.10492333	0.125138
CINTA LOMO CERDO TROZO	9	0.07041315	0.122643
CINTA LOMO CERDO TROZO	4	-0.12882448	0.099096
CINTA LOMO CERDO TROZO	2	0.10040161	0.089644
CINTA LOMO CERDO TROZO	10	0.05191135	0.074556
CINTA LOMO CERDO TROZO	7	0.05205144	0.044392
CINTA LOMO CERDO TROZO	6	0.025944	0.016275
CINTA LOMO CERDO TROZO	3	0.03762542	0.015973
CINTA LOMO CERDO TROZO	11	-0.00615872	0.000362

Tabel 2: Seasonal cross-elasticity curves

Tabel 2 menunjukkan perbedaan musim pada kurva cross-elasticity, dibagi berdasarkan bulan. Baris yang diberi kotak merah (dengan kemiringan negatif) menunjukkan periode dimana itu telah diadakan promo. Ini metode akan diterapkan pada awal proyek. Setelah elastisitas prediksi dikembangkan kemudian, pada awalnya dibuat global prediksi permintaan dengan model ARIMA tanpa hasil yang diharapkan. Untuk alasan itu Algoritma ML diimplementasikan.

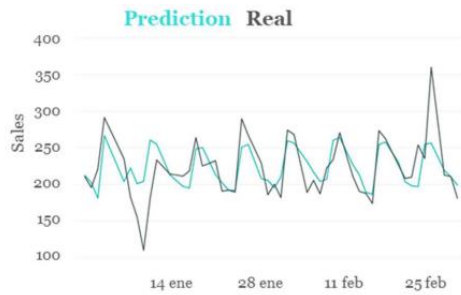


Figure 2: Demand prediction of CARNES  
(menunjukkan satu prediksi yang dibuat dengan Random Forest Regressor)



Figure 3: Discount evolution of a product

Proyek ini telah mengembangkan Model dynamic pricing digabungkan tiga model yang berbeda. Pertama adalah elastisitas kurva, dengan Regresi Linier. Kedua, mengimplementasikan algoritma Machine Learning, prediksi permintaan yang akurat telah dibuat. Terakhir, optimalisasi margin operasi telah dilakukan dengan Pemodelan Pemrograman Linier. Setelah proyek terbukti menguntungkan itu akan disajikan mungkin perkembangan masa depan yang akan melengkapi baik hasil yang dicapai dalam proyek.

Referensi:

Bahri, R. S. (2020). KAJIAN LITERATURE STRATEGI RITEL OMNICHANNEL SEBAGAI PENGEMBANGAN DARI STRATEGI RITEL MULTICHANNEL PADA INDUSTRI RITEL. *Journal of Accounting and Business Studies*, 5(2).

Cortezzo Nieto, S. (2019). Dynamic Pricing in the Retail Sector and their Elasticity Effects. Diakses pada 17 September 2022 dari [https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/33444/MemoriaCompleta\\_SantiagoCortezzoNieto%20%281%29.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/33444/MemoriaCompleta_SantiagoCortezzoNieto%20%281%29.pdf?sequence=2&isAllowed=y)

Harsha, P., Subramanian, S., & Ettl, M. (2019). A practical price optimization approach for omnichannel retailing. *INFORMS Journal on Optimization*, 1(3), 241-264.