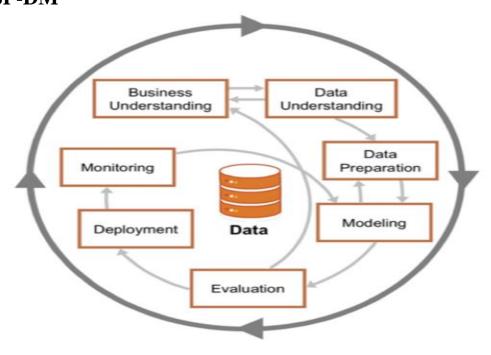
Data Scientist Use Case – Price Optimizer

Sebagai pengusaha retail, kita pasti akan menemukan yang namanya persaingan dan negosiasi dalam menjual produk, terkadang kita sering menemukan harga yang tepat baik bagi kita sebagai pengusaha maupun pelanggan sebagai konsumen. Selain itu, harga sebuah produk kerap mengalami kenaikan disebabkan oleh faktor-faktor tertentu. Menyesuaikan harga akan menjadi sulit, apalagi jika retail tersebut sudah memiliki cabang yang tersebar di seluruh dunia dengan kemampuan ekonomi yang berbeda-beda sehingga data yang dikumpulkan juga sangat banyak. Oleh karena itu, *machine learning* hadir untuk membantu retail dalam menentukan harga yang sesuai dengan indikator-indikator yang tepat, hal inilah yang dinamakan dengan *price optimizer*.

Price optimizer merupakan suatu contoh machine learning yang membantu para retail/pengusaha untuk menyesuaikan harga yang sesuai terhadap produk yang dijual. Tujuan akhir ini ialah menghasilkan harga produk yang sesuai dengan kemampuan konsumen tanpa harus kehilangan profit bagi retail.

Bagaimana cara melakukannya? Beginilah tahapan dalam menciptakan model tersebut berdasarkan paradigma CRISP-DM

CRISP-DM



Gambar 1. paradigma CRISP-DM (Sumber: www.medium.com)

1. Business Understanding

Di dalam tahap *business understanding*, kita harus memahami masalah yang ditemukan, yakni sulitnya memberi harga atas produk diakibatkan banyak faktor yang mempengaruhi harga produk setiap waktunya.

Tujuan dari model yang dibangun yaitu menentukan harga yang tepat bagi para konsumen tanpa harus kehilangan profit .

2. Data Understanding

Pada tahapan ini, kita mengumpulkan data apa saja yang dapat memengaruhi harga, yaitu :

1. Riwayat Transaksi : Berisi riwayat transaksi baik barang maupun konsumen.

2. Deskripsi Produk : Penjelasan dari produk yang dijual, mulai dari ukuran,

style, warna, merek, kategori, gambar, sampai harga

pembuatan.

3. Ulasan Konsumen : Ulasan yang diberikan konsumen baik kritik maupun saran

4. Harga dari Pesaing : Harga yang diberikan pesaing terhadap produk yang mirip

atau sama dengan yang ingin dijual.

5. Jumlah Barang : Jumlah barang yang disediakan.

6. Musim (season) : Musim pada saat penjualan.

7. Diskon : Potongan harga yang diberikan.

8. Seasonal Events : Ada kejadian apa pada musim itu, e.g : Tahun baru,

Imlek,dll.

9. Lokasi (optional) : Lokasi juga akan berpengaruh jika membuka retail fisik.

3. Data Preparation

Di bagian data preparation, kita membuat tabel dengan 9 atribut. Setiap nilai yang ada pada tabel harus diisi lengkap sehingga tidak ada lagi *missing value*. *Missing value* dapat dipecahkan dengan menambahkan data dengan nilai rata-rata. Lakukan hal ini hingga tidak ada lagi *missing value* dan *data noise*.

4. Modelling

Untuk *price optimizer*, ada terdapat model yang dapat digunakan dalam *price optimizer*. Namun, penelitian mengungkapkan bahwa model *GBM* dan *XGBoost* memiliki performa terbaik terhadap akurasi prediksi berdasarkan *increasing log-lost*.

5. Evaluation

Pada bagian evaluasi, kita dapat melakukan model ulang untuk keakuratan yang lebih baik, kita dapat mengoptimalisasi juga secara individual karena bisa saja ada beberapa atribut baru yang belum didefinisikan dapat berdampak pada harga produk.

6. Deployment

Model ini setelah bisa digunakan, dapat di *deploy* sesuai dengan kemudahan retailer dalam menggunakan modelnya. Pada umumnya, bentuk *deployment* yang

digunakan adalah *API* yang diakses melalui *web site* resmi retailer atau aplikasi dalam bentuk perangkat lunak (*software*).

7. Monitoring

Monitoring dilakukan setelah proses *deployment* berhasil, monitoring dalam machine learning berbeda pada monitoring lainnya. Sebuah model dapat gagal tanpa terlihat oleh user, ini dapat terjadi saat kualitas dalam prediksi memburuk. Pada umumnya, hal yang menyebabkan kita untuk selalu melakukan monitoring pada model ialah *data drifts* dan *stale models*, hal lain yang dapat berpengaruh ialah *data dependencies*, *feature unavailability*, dan *negative feedback loops*.

Untuk memonitor data, kita dapat mengatur *realtime monitoring* pada *dashboard* dan lakukan *monitoring* secara berkala dalam mencari *metrics* yang diperlukan. Untuk *data drifts*, kita bisa plot distribusi *data training* dengan data produksi dan temukan perbedaannya. Jika ingin dilakukan secara otomatis, kita bisa mengukur *p value* dan gunakan dalam menemukan *drifts*.

Bibliography

- Couto, J., Brenner, M., Marín, G., Ríos, B., Toscano, M., & Fagioli, M. (2020, April 16). *How Machine Learning is reshaping Price Optimization | Tryolabs*. Retrieved from tryolabs.com Web site: https://tryolabs.com/blog/price-optimization-machine-learning
- How does machine learning price optimization work? (2021, March 9). Retrieved from 7learnings.com Web site: https://7learnings.com/blog/price-optimization-with-machine-learning-what-every-retailer-should-know/
- Kumar, A. (2022, July 3). *Pricing Optimization & Machine Learning Techniques Data Analytics*.

 Retrieved from vitalflux.com Web site: https://vitalflux.com/pricing-optimization-machine-learning-techniques/
- Luna, Z. (2021, July 21). *Understanding CRISP-DM and its importance in Data Science projects | by Zipporah Luna | Analytics Vidhya | Medium*. Retrieved from medium.com Web site: https://medium.com/analytics-vidhya/understanding-crisp-dm-and-its-importance-in-data-science-projects-91c8742c9f9b
- Machine Learning Monitoring What, Why, Where, and How? | by Vishal R | Towards Data Science. (2021, October 6). Retrieved from towardsdatascience.com Web site:

 https://towardsdatascience.com/machine-learning-monitoring-what-why-where-and-how-873fa971afa8
- R, V. (2021, October 6). *Machine Learning Monitoring What, Why, Where, and How? | by Vishal R | Towards Data Science*. Retrieved from towardsdatascience.com Web site: https://towardsdatascience.com/machine-learning-monitoring-what-why-where-and-how-873fa971afa8
- Spedicato, G. A., Dutang, C., & Petrini, L. (2018). Machine Learning Methods to Perform Pricing Optimization. A Comparison with Standard GLMs. *Variance, Casualty Actuarial Society*, 69-89.