

# Bank Marketing Campaign

CAPSTONE PROJECT PURWADHIKA

BY. Ahnaf Indrastata



## LATAR BELAKANG

Bank merupakan sebuah lembaga intermediasi keuangan umumnya didirikan dengan kewenangan menerima simpanan uang, meminjamkan uang, dan menerbitkan promes atau yang dikenal sebagai banknote. Kata bank berasal dari bahasa Italia banca yang berarti tempat penukaran uang.

Di era yang berkembang sepeti saat ini, Bank harus bisa bersaing dengan kompetitor-kompetitor lainnya. Slah satu caranya dengan strategi pemasaran.

• • •

. . . . .



# Problem Statement

Dalam menaikan profit bank, maka bank memerlukan strategy dalam meningkatkan profit. Salah satunya dengan melakukan kampanye pemasaran. Saat ingin melakukan kampanye pemasaran bank memerlukan targa kepada semua nasabahnya. Cara itu membuat expense perusahaan melonjak. Oleh karena itu saat dilakukan pemasaran, bank harus bisa melakukan target yang tepat sasaran.

Untuk meningkatkan ketepatan dan efesiensi yang maksimal dalam kampanye pemasaran, perusahaan juga harus mencari peluang target yang tinggi.



## Goals

Banyaknya nasabah yang dimiliki bank sangat menghabiskan waktu dan memerlukan biaya tambahan jika perusahaan menggunakan vendor atau jasa dalam menyaring nasabah yang memiliki tepat sasaran. Oleh sebab itu perusahaan bank harus bisa mem-forcasting nasabah dengan karakter seperti apa yang bisa menjadi target dalam melakukan kampanye pemasaran.

Setelah itu perusahaan dapat mengetahui profile atau segmen mana saja yang membuat nasabah ingin atau tidak melakukan deposit. Sehingga perusahaan bisa membuat semacam Business Plan berdasarkan pengelompokan target nasabah yang sudah dibuat.



# Analytic Approach

FP (False Positive): Nasabah diprediksi akan melakukan deposit, tetapi kenyataannya tidak.

Konsekuensi FP: Waktu dan sumber daya yang dialokasikan untuk nasabah tersebut akan terbuang percuma.

FN (False Negative): Nasabah diprediksi tidak akan melakukan deposit, tetapi kenyataannya melakukan deposit.

Konsekuensi FN: Bank akan kehilangan peluang untuk mendapatkan keuntungan dari nasabah yang sebenarnya melakukan deposit.

Mempertimbangkan konsekuensi ini, baik recall maupun presisi sangat krusial dalam kasus ini, sehingga kita akan menerapkan metrik F-Score. Perlu dicatat bahwa tujuan utama kampanye pemasaran bank ini adalah untuk menarik lebih banyak nasabah agar melakukan deposit. Oleh karena itu, kita akan merancang model yang dapat mengidentifikasi sebanyak mungkin kelas positif yang benar serta meminimalkan prediksi false positive dan false negative.

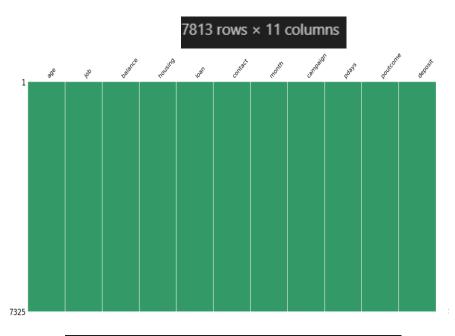
Selain itu, prioritas kita adalah mengurangi False Negative agar bank tidak kehilangan kesempatan mendapatkan nasabah yang melakukan deposit. Karena False Negative menjadi prioritas utama, recall dari model akan lebih diutamakan untuk ditingkatkan. Oleh sebab itu, metrik F-Score yang digunakan adalah F2-Score.

• • •

. . . .



## DATA SET



'Total yang mempunyai data duplikat : 8'

. . .

• • • •

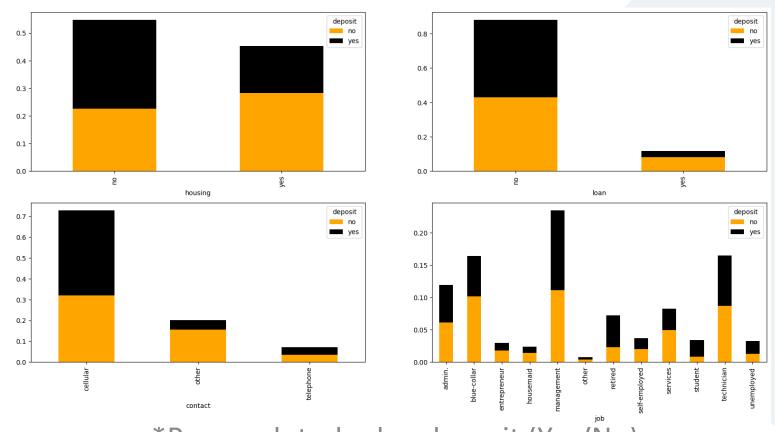
. . . . .

| Attribute | Data Type | Description   |
|-----------|-----------|---|
| age       | Integer   | Usia  |
| job       | Object    | Pekerjaan   |
| balance   | Integer   | Saldo   |
| housing   | Object    | Mempunyai kredit Rumah atau tidak                               |
| loan      | Object    | Mempunyai pinjaman atau tidak                                   |
| contact   | Object    | Tindakan komunikasi terbaru yang dilakukan terhadap nasabah.    |
| month     | Object    | Bulan terakhir berhubungan dengan nasabah.                      |
| campaign  | Integer   | Total interaksi yang dilakukan dengan nasabah selama kampanye.e |
| pdays     | Integer   | Total hari setelah nasabah dihubungi sejak kampanye terakhir    |
| poutcome  | Object    | Hasil dari kampanye terakhir                                    |
| deposit   | Object    | Melakukan deposit atau tidak                                    |



# Data Analysis





\*Pengaruh terhadap deposit (Yes/No)

. . . . .







|          | count  | mean        | std         | min  | 25%   | 50%   | 75%    | max     |
|----------|--------|-------------|-------------|------|-------|-------|--------|---------|
| age      | 7325.0 | 41.356860   | 12.052640   | 18.0 | 32.0  | 39.0  | 49.0   | 95.0    |
| balance  | 7325.0 | 1626.027577 | 3057.490750 | 0.0  | 187.0 | 620.0 | 1808.0 | 52587.0 |
| campaign | 7325.0 | 2.506348    | 2.713091    | 1.0  | 1.0   | 2.0   | 3.0    | 63.0    |
| pdays    | 7325.0 | 52.396451   | 108.360776  | -1.0 | -1.0  | -1.0  | 77.0   | 854.0   |
| deposit  | 7325.0 | 0.490102    | 0.499936    | 0.0  | 0.0   | 0.0   | 1.0    | 1.0     |

Berdasarkan value masing-masing feature baik itu yang numerikal maupun kategorikal, kita akan melakukan :

- a. Feature housing, loan, contact dan poutcom akan kita lakukan One Hot Encoding
- b. Feature month dilakukan Ordinal Encoding.
- c. Feature job dilakukan Binary Encoding.
- d. Feature age, balance, campaign dan pdays dilakukan Robust Scaling.

|   | Column Name | Number of Unique | Unique Sample  |
|---|-------------|------------------|--|
| 0 | job         | 12               | [admin., housemaid, technician, management, student, services, blue-collar, entrepreneur, retired, unemployed, self-employed, other] |
| 1 | housing     | 2                | [no, yes]  |
| 2 | loan        | 2                | [no, yes]  |
| 3 | contact     | 3                | [cellular, telephone, other]   |
| 4 | month       | 12               | [jun, may, nov, jan, sep, feb, mar, aug, apr, jul, oct, dec]   |
| 5 | poutcome    | 4                | [unknown, other, failure, success]   |
|   |             |                  |  |



## Benchmarking

- Ada Boost memiliki nilai paling tinggi pad F2-Score
- Hasil ini memberikan gambaran tentang kinerja model pada data pelatihan dan validasi. Rata-rata dari masing-masing metrik evaluasi juga disediakan, memberikan indikasi tentang konsistensi kinerja model secara keseluruhan selama proses cross-validation.
- Dengan demikian, Anda dapat memeriksa apakah model memiliki overfitting atau underfitting, serta membandingkan performa model dengan berbagai metrik evaluasi yang relevan.

|   | models                   | fit_time | score_time | test_accuracy | test_precision | test_recall | test_f1  | test_f2  |
|---|--------------------------|----------|------------|---------------|----------------|-------------|----------|----------|
| 5 | Ada Boost                | 0.271772 | 0.036259   | 0.710068      | 0.728800       | 0.651469    | 0.687849 | 0.665525 |
| 0 | Logistic Regression      | 0.095795 | 0.035973   | 0.677816      | 0.674546       | 0.661900    | 0.668044 | 0.664317 |
| 4 | Cat Boost                | 3.501971 | 0.035905   | 0.718771      | 0.746408       | 0.645532    | 0.692190 | 0.663395 |
| 3 | Random Forest            | 0.869491 | 0.067536   | 0.695563      | 0.705033       | 0.651461    | 0.677142 | 0.661486 |
| 7 | Gradient Boosting        | 0.650758 | 0.026075   | 0.723208      | 0.758739       | 0.638571    | 0.693307 | 0.659360 |
| 6 | LGBM Classifier          | 0.151031 | 0.032732   | 0.709044      | 0.738604       | 0.629171    | 0.679424 | 0.648337 |
| 8 | XGBoost                  | 0.268253 | 0.038490   | 0.690785      | 0.705079       | 0.634741    | 0.667986 | 0.647618 |
| 1 | K-Nearest Neighbor       | 0.048981 | 0.115961   | 0.659556      | 0.662388       | 0.622898    | 0.641957 | 0.630367 |
| 2 | Decision Tree Classifier | 0.069452 | 0.024972   | 0.625085      | 0.618335       | 0.617683    | 0.617737 | 0.617642 |

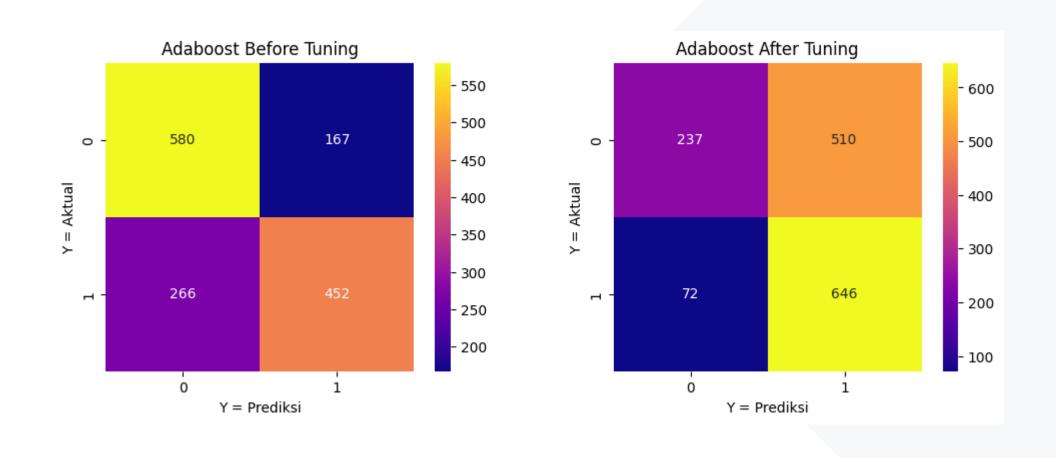
| • |   |   |   |  |
|---|---|---|---|--|
| • | • |   |   |  |
| • | • | • |   |  |
| • | • | • | • |  |

|         | Train Accuracy | Test Accuracy | Trrain Precision      | Test Precision  | Train Recall | Test Recall  | Train F1 | Test F1  | Train F2 | Test F2  |
|---------|----------------|---------------|-----------------------|-----------------|--------------|--------------|----------|----------|----------|----------|
|         | main Accuracy  | rest Accuracy | III alli I I CCISIOII | icst i iccision | main recair  | rest rectain |          | 103111   |          | 103012   |
| 0       | 0.716297       | 0.708191      | 0.732916              | 0.722222        | 0.662750     | 0.656794     | 0.696069 | 0.687956 | 0.675688 | 0.668914 |
| 1       | 0.719710       | 0.726109      | 0.740469              | 0.748527        | 0.659269     | 0.663763     | 0.697514 | 0.703601 | 0.674052 | 0.679144 |
| 2       | 0.715444       | 0.704778      | 0.733075              | 0.718391        | 0.659704     | 0.653310     | 0.694457 | 0.684307 | 0.673179 | 0.665366 |
| 3       | 0.720350       | 0.724403      | 0.755440              | 0.757143        | 0.634741     | 0.645217     | 0.689851 | 0.696714 | 0.655693 | 0.664875 |
| 4       | 0.727176       | 0.686860      | 0.753234              | 0.697719        | 0.659121     | 0.638261     | 0.703042 | 0.666667 | 0.676014 | 0.649328 |
| Average | 0.719795       | 0.710068      | 0.743027              | 0.728800        | 0.655117     | 0.651469     | 0.696187 | 0.687849 | 0.670925 | 0.665525 |
|         |                |               |                       |                 |              |              |          |          |          |          |

• • • • •



### Before - After





#### Conclusion

Berdasarkan analisis kesimpulan yang dapat diambil:

#### Performa Keseluruhan Model:

- Dengan tingkat akurasi sebesar 60,3%, dapat disimpulkan bahwa model yang dibuat masih belum cukup baik dalam memprediksi kedua kelas, yaitu nasabah yang melakukan deposit dan yang tidak. Hal ini disebabkan oleh adanya trade-off antara recall dan presisi. Meskipun fokus utama adalah meningkatkan prediksi yang benar untuk nasabah yang akan deposit, namun prediksi yang benar untuk nasabah yang tidak deposit menjadi berkurang. Error rate pada model tersebut mencapai 39,7%.
- Dengan F2-Score sekitar 80,2%, model terbilang cukup baik dalam memprediksi nasabah yang akan melakukan deposit. F2-Score memberikan bobot yang lebih besar pada recall, sehingga lebih memprioritaskan prediksi yang benar untuk kelas positif.

#### Feature Penting dalam Klasifikasi:

• Feature yang paling penting dalam klasifikasi nasabah yang akan deposit dan tidak deposit adalah contact\_other, yang menunjukkan jenis komunikasi terakhir selain cellular dan telephone. Selanjutnya, feature poutcome\_success, yang menandakan hasil sukses dari kampanye pemasaran terakhir, juga memiliki kontribusi yang signifikan dalam klasifikasi.

1156 nasabah hanya 646 melakukan deposit:

Total waktu yang digunakan: 1156 × 10 (menit) = 192jam

Total biaya yang dikeluarkan: 1156 × \$5 = =\$5780

• Kerugian:  $(1156-646) \times $5 = $2.550$ 





Dalam mengembangkan proyek ini lebih lanjut dan meningkatkan kualitas modelnya, beberapa langkah yang dapat diambil adalah:

Menggunakan Hyperparameter yang lebih baik:

• Melakukan pengoptimalan lebih lanjut terhadap hyperparameter model, baik melalui metode grid search atau teknik optimasi lainnya, untuk memastikan bahwa model mencapai performa optimalnya.

#### Penambahan Fitur Baru:

 Menambahkan fitur-fitur baru seperti kisaran gaji, status perkawinan, dan jumlah anak dapat memberikan informasi tambahan yang relevan dalam memprediksi minat calon nasabah untuk melakukan deposit. Fitur-fitur ini dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang kondisi keuangan dan tanggung jawab keuangan calon nasabah, sehingga memungkinkan model untuk membuat prediksi yang lebih akurat.

#### Analisis Lebih Lanjut terhadap Data:

 Melakukan analisis lebih lanjut terhadap data untuk memahami lebih dalam pola-pola dan insight-insight yang terkandung di dalamnya. Hal ini dapat dilakukan melalui eksplorasi data yang lebih mendalam, visualisasi data yang lebih kompleks, atau penggunaan teknik analisis statistik yang lebih canggih.

Melakukan analisa data dari model data yang kita kurang tepat saat melakukan forcasting data. Sehingga kita mampu mengetahui bagaimana karakteristik dan alasannya.