



OFERTAS

MODELO DE RECOMENDAÇÃO, PROPENSÃO E PERFILAMENTO



ROTEIRO

- ❑ Esteira de Desenvolvimento do Projeto
- ❑ Escopo
- ❑ Variáveis Seleccionadas & Achados
- ❑ Classificação - Modelo de Recomendação de Oferta
- ❑ Classificação - Modelo de Propensão de Oferta
- ❑ Clusterização de Clientes: Identificação de Perfis com Base no Uso das Ofertas

ESTEIRA PARA O DESENVOLVIMENTO DO PROJETO



ESCOPO



PROBLEMA:

Para aumentar o engajamento, empresas utilizam cupons distribuídos por vários canais. Porém, gerenciar essa estratégia é complexo devido à diversidade de ofertas, canais, perfis de clientes e o momento ideal para envio. Sem entender bem esses fatores, fica difícil personalizar as ofertas e maximizar resultados.



OBJETIVO:

Desenvolver um modelo capaz de prever a oferta mais adequada para cada cliente, aumentando a probabilidade de adesão. Além disso, compreender melhor os perfis dos clientes que utilizam as ofertas.



MÉTODO

Foram desenvolvidas abordagens para o problema apresentado:



Clusterização: Segmentação dos clientes que aderem a oferta;



Recomendação (Classificação): Modelo supervisionado multitarget para prever a oferta que melhor cabe ao cliente com aderência.

PREMISSAS:

- ✓ Eventos de interesse filtrados: transaction (transações de compra), offer received (ofertas recebidas) e offer completed (ofertas completadas);
- ✓ Cálculo da validade das ofertas: Usando a duração definida em offers para criar janelas de validade (início e fim) para cada oferta recebida.
- ✓ Relacionamento entre transações e ofertas: Transações vinculadas às ofertas recebidas pelo mesmo cliente, considerando apenas transações dentro da validade da oferta. Ainda, é verificado se a transação ajudou a completar a oferta (oferta_utilizada = True).
- ✓ Filtragem baseada no uso de ofertas: São considerados apenas clientes que receberam pelo menos uma oferta, e suas transações dentro do período de validade dessa oferta. Clientes que nunca receberam oferta são excluídos da análise, pois não há como avaliar uso ou não uso de oferta para eles.

VARIÁVEIS SELECIONADAS & OBSERVAÇÕES



| VARIÁVEL | TIPO | DESCRIÇÃO | INTERPRETAÇÃO |
|------------------------|----------------------|--|---|
| age | Numérica (contínua) | Idade do cliente em anos. Pode influenciar o perfil de consumo, aceitação de ofertas ou risco. | Alto = cliente mais velho, hábitos estáveis Baixo = cliente jovem, mais aberto a novidades |
| credit_card_limit | Numérica (contínua) | Limite total do cartão de crédito do cliente. Pode indicar poder de compra ou perfil financeiro. | Alto = maior poder de compra Baixo = limite financeiro baixo |
| tempo_de_casa | Numérica (contínua) | Tempo que o cliente está ativo na base ou com a empresa. Reflete lealdade. | Alto = cliente fiel, relacionamento longo Baixo = cliente recente, pouco engajado |
| mean_amount_ate_oferta | Numérica (contínua) | Média de valor gasto em transações antes ou até o recebimento da oferta. Mostra o ticket médio de consumo. | Alto = cliente fiel, relacionamento longo Baixo = cliente recente, pouco engajado |
| mean_reward_ate_oferta | Numérica (contínua) | Média de recompensa (desconto) recebida antes ou até o recebimento da oferta. Pode refletir engajamento em campanhas anteriores. | Alto = muitas recompensas recebidas antes Baixo = poucas recompensas |
| reward_por_amount | Numérica (contínua) | Média de recompensa recebida pelo cliente por unidade de gasto antes da oferta. | Alto = muita recompensa proporcional ao gasto Baixo = pouca recompensa proporcional |
| gender | Categórica (nominal) | Gênero do cliente (ex: 'M', 'F'). Pode influenciar padrões de consumo ou aceitação de ofertas. | Pode indicar diferenças no comportamento de consumo |

OBSERVAÇÕES IMPORTANTES!

- ✓ Clientes mais velhos tendem a ter limites um pouco maiores;
- ✓ Tempo de casa praticamente não se correlaciona com as outras variáveis;
- ✓ Clientes com maiores gastos ou limites recebem recompensas relativamente menores (ou menos eficientes).
- ✓ Idade tem pouca influência direta sobre outras variáveis;
- ✓ As variáveis age e mean_reward_ate_oferta apresentaram níveis de significância estatística relativamente moderados em comparação com as demais variáveis analisadas. Contudo, todas as variáveis mostraram-se estatisticamente altamente significativas, indicando uma associação relevante com o uso das ofertas.

***As variáveis tempo_desde_registro e amount_por_tempo_de_casa foram removidas, devido Redundância, alta correlação com variáveis originais, pouca interpretabilidade e Impacto no modelo.

CLASSIFICAÇÃO – MODELO DE RECOMENDAÇÃO DE OFERTA



MEDIDAS DE AVALIAÇÃO:

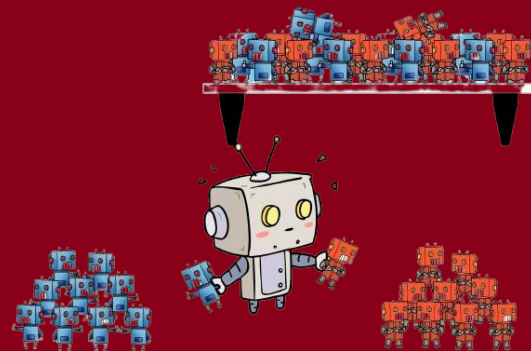
- **Precisão:** Proporção de acertos entre as ofertas que o modelo recomendou como aceitas.Exemplo: Se o modelo recomendou 10 ofertas e apenas 2 foram aderidas, a precisão é 20%.
- **Cobertura (Recall):** Proporção das ofertas que foram realmente aceitas e que o modelo conseguiu prever corretamente.Exemplo: Se houve 5 ofertas realmente aceitas e o modelo recomendou corretamente 2 delas, a cobertura é 40%.
- **F1-Score:** Média harmônica entre precisão e cobertura, equilibrando a importância de recomendar ofertas que serão aceitas sem perder muitas oportunidades reais.

RESULTADOS:

| ALGORITMO | PRECISÃO | COBERTURA | F1 |
|---------------------|----------|-----------|-------|
| Logistic Regression | 12,2% | 21,8% | 10,6% |
| ★ Decision Tree | 89,1% | 89,2% | 89,1% |
| Random Forest | 88,9% | 89,1% | 88,9% |
| XGBoost Classifier | 61,4% | 56,8% | 55,6% |



| ID | OFERTA | PRECISÃO | COBERTURA | F1 |
|-----|-----------------|----------|-----------|-------|
| faf | DISCOUNT/2 | 93,2% | 94,9% | 94,0% |
| 229 | DISCOUNT/3 | 91,1% | 93,1% | 92,1% |
| ae2 | BOGO/10 | 90,3% | 91,0% | 90,6% |
| 9b9 | BOGO/5 | 88,7% | 89,0% | 88,8% |
| f19 | BOGO/5 | 89,1% | 88,6% | 88,8% |
| 290 | DISCOUNT/2 | 88,0% | 89,5% | 88,7% |
| 0b1 | DISCOUNT/5 | 86,8% | 90,2% | 88,5% |
| 4d5 | BOGO/10 | 88,3% | 87,3% | 87,8% |
| 5a8 | INFORMATIONAL/0 | 80,6% | 68,3% | 73,9% |
| 3f2 | INFORMATIONAL/0 | 78,3% | 65,3% | 71,2% |



****As TOP 3 variáveis mais relevantes para o modelo foram: age, credit_card_limit e reward_por_amount

CLASSIFICAÇÃO – MODELO DE PROPENSÃO AO USO DA OFERTA



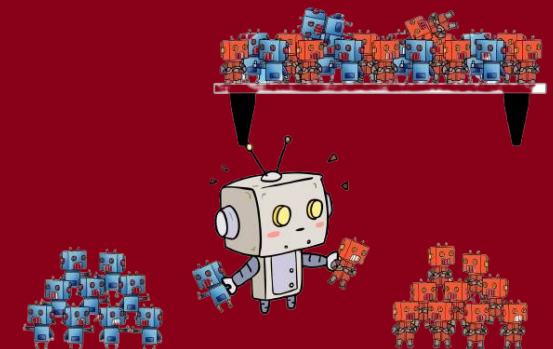
MEDIDAS DE AVALIAÇÃO:

- **Precisão:** Proporção de acertos entre as ofertas que o modelo recomendou como aceitas. Exemplo: Se o modelo recomendou 10 ofertas e apenas 2 foram aderidas, a precisão é 20%.
- **Cobertura (Recall):** Proporção das ofertas que foram realmente aceitas e que o modelo conseguiu prever corretamente. Exemplo: Se houve 5 ofertas realmente aceitas e o modelo recomendou corretamente 2 delas, a cobertura é 40%.
- **F1-Score:** Média harmônica entre precisão e cobertura, equilibrando a importância de recomendar ofertas que serão aceitas sem perder muitas oportunidades reais.

RESULTADOS:

| ALGORITMO | PRECISÃO | COBERTURA | F1 |
|---------------------|----------|-----------|-------|
| Logistic Regression | 63,0% | 52,2% | 51,8% |
| ★ Decision Tree | 65,2% | 62,5% | 63,2% |
| Random Forest | 65,9% | 61,6% | 62,3% |
| XGBoost Classifier | 67,8% | 57,7% | 57,5% |

***As TOP 3 variáveis mais relevantes para o modelo foram:
mean_amount_ate_oferta, age, credit_card_limit



CLUSTERIZAÇÃO DE CLIENTES: IDENTIFICAÇÃO DE PERFIS COM BASE NO USO DAS OFERTAS



EXPLORADOR CONSERVADOR (17.7%)

Clientes de meia-idade com uso moderado do cartão, baixo volume transacional mensal e alta fidelidade (tempo de casa longo). Preferem acumular recompensas de forma eficiente em relação ao gasto. Demonstram comportamento estável, porém conservador, com potencial para aumento de consumo mediante incentivos adequados.

CARACTERÍSTICAS PRINCIPAIS:

- Idade média de 48,8 anos (semelhante ao cluster POTENCIAIS EM CRESCIMENTO);
- Limite médio de cartão semelhante ao cluster POTENCIAIS EM CRESCIMENTO (~53.200);
- Tempo de casa mais longo (126,9 meses = 10,5 anos);
- Média de gastos baixa (7,76);
- Recompensa média baixa (4,2), mas reward por amount mais alta (1,05)

INSIGHTS ESTRATÉGICOS:

- ✓ **"Recompensas inteligentes: como você transforma pouco em muito":** Valorizar o perfil estratégico do cliente, destacando a eficiência;
- ✓ **"Você conosco há mais de 10 anos, está na hora de reconhecer isso":** Campanhas de valorização da fidelidade."



ALTO VALOR (38.6%)

Clientes sêniores com alto poder aquisitivo e uso significativo do cartão. Possuem volume transacional mensal elevado, mas preferem recompensas moderadas em relação ao gasto. Demonstram comportamento financeiro maduro e estável, valorizando ofertas exclusivas e benefícios diferenciados.

CARACTERÍSTICAS PRINCIPAIS:

- Idade mais alta (~64 anos);
- Maior limite no cartão de crédito (84.800+);
- Tempo médio de casa moderado (cerca de 8,5 anos);
- Média de gastos até a oferta é alta (24,98);
- Recompensa média relativamente baixa (5,18), reward por amount baixa (0,26);

INSIGHTS ESTRATÉGICOS:

- ✓ **"Você é parte do nosso grupo mais valioso e merece ser tratado como tal":** Segmentação VIP, reforçando status.;
- ✓ **Aproveite melhor seus gastos: maximize as vantagens do seu perfil":** Educação sobre como converter alto volume em benefício real.;
- ✓ **Soluções premium para quem não aceita o básico:** Campanhas focadas em produtos de maior valor agregado.



POTENCIAIS EM CRESCIMENTO (43.7%)

Clientes de meia-idade com uso moderado do cartão e recompensas atraentes. Apresentam volume transacional intermediário e respondem bem a incentivos que tragam valor imediato, como cashback ou descontos progressivos. Perfil ativo e focado em custo-benefício.

CARACTERÍSTICAS PRINCIPAIS:

- Idade média de 46,8 anos;
- Limite médio de cartão razoável (51.200);
- Tempo de casa cerca de 8 anos;
- Média de gastos intermediária (10,36);
- Recompensa média relativamente próxima (4,58);
- Reward por amount de 0,7 (mais alta que cluster ALTO VALOR);

INSIGHTS ESTRATÉGICOS:

- ✓ **"Você está em ascensão e nós queremos crescer com você":** Posicionamento aspiracional, reforçando progressão."
- ✓ **"Quanto mais você usa, mais perto está da próxima conquista":** Campanhas com metas e gamificação.
- ✓ **"Seu perfil indica que é hora de desbloquear novos benefícios":** Incentivo à movimentação e uso mais frequente.



Obrigado!