

IC7 CASE, ENGENHEIRO DE IA

Campanha de Marketing Bancário

Previsão de Subscrição de Depósito a Prazo

Relatório Executivo, Fevereiro de 2026

Em Síntese

11%

Taxa de conversão atual

70%

Redução potencial de
chamadas

0,81+

Precisão do modelo
(ROC-AUC)

Conteúdo

1	O Problema em Linguagem Acessível	2
2	O Que os Dados Revelaram	2
2.1	Quem tende a subscrever	2
2.2	Como o meio de contacto afeta o resultado	3
2.3	Quando contactar	3
2.4	O que não funciona	4
3	O Que o Modelo Consegue Fazer	4
4	As Nossas Recomendações	6
5	O Papel da Inteligência Artificial	7
5.1	Porquê não usar IA Generativa para a previsão	7
5.2	Onde a IA Generativa acrescenta valor real	7
6	Resumo e Próximos Passos	8

O Problema em Linguagem Acessível

O banco realiza campanhas de telemarketing para vender depósitos a prazo através de chamadas telefónicas. O processo atual consiste em contactar listas extensas de clientes sem qualquer critério de priorização. O resultado é que apenas 11 em cada 100 clientes contactados acabam por subscrever o produto.

O Custo Real

Nove em cada dez chamadas não geram qualquer retorno. Com uma equipa de agentes a trabalhar em pleno, isto representa uma ineficiência estrutural: a maioria do tempo e orçamento da campanha é investida em pessoas que não irão subscrever, independentemente do número de tentativas.

O problema não é o produto nem a equipa de vendas. É a ausência de um critério inteligente para selecionar a quem ligar e quando. O objetivo deste projeto é precisamente esse: substituir a abordagem aleatória por uma lista priorizada com base em dados.

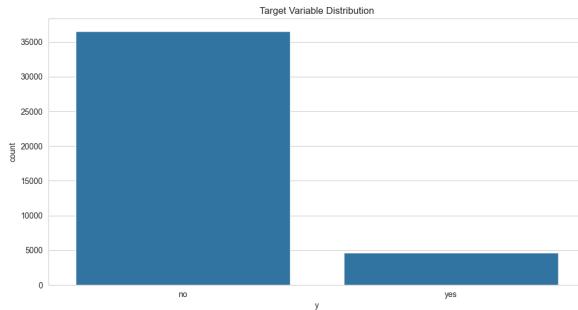


Figura 1: Distribuição atual: apenas 11% dos clientes contactados subscrevem

O Que os Dados Revelaram

Foram analisados mais de 41.000 registos de campanhas anteriores. Os padrões encontrados são consistentes e podem ser aproveitados de imediato.

Quem tende a subscrever

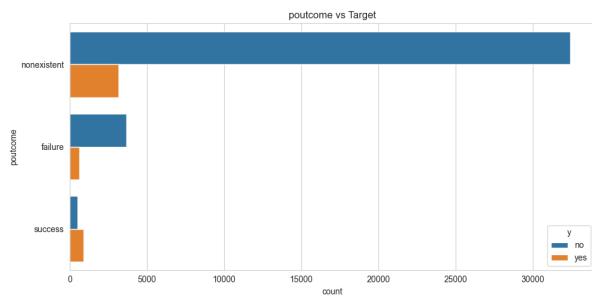


Figura 2: Subscrição por resultado de campanha anterior

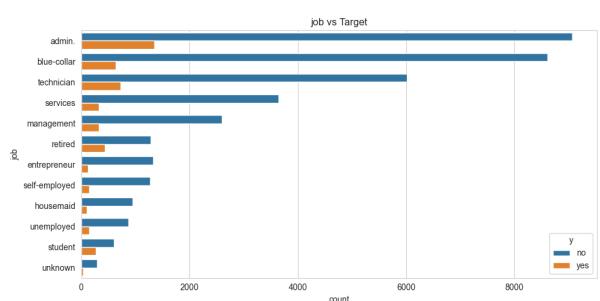


Figura 3: Subscrição por profissão

Sinal mais Forte

Clientes contactados com sucesso em campanhas anteriores têm uma probabilidade de conversão dramaticamente superior. Estudantes e reformados apresentam taxas acima da média, possivelmente por maior disponibilidade e interesse em aplicações de poupança a longo prazo.

Como o meio de contacto afeta o resultado

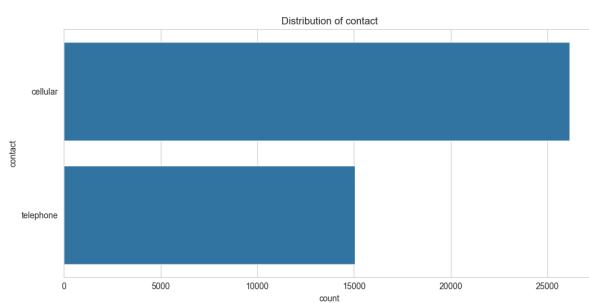


Figura 4: Volume de contactos por canal

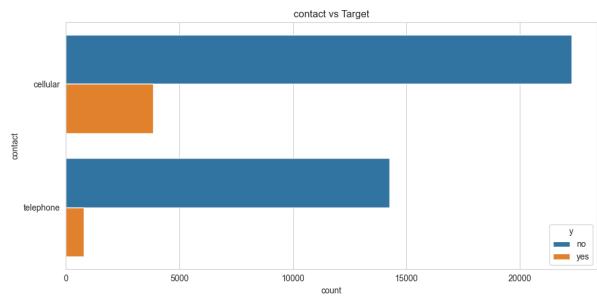


Figura 5: Taxa de conversão por canal de contacto

O contacto por telemóvel supera consistentemente o telefone fixo em termos de taxa de conversão. Uma parte significativa dos registo históricos usa ainda o canal menos eficaz.

Quando contactar

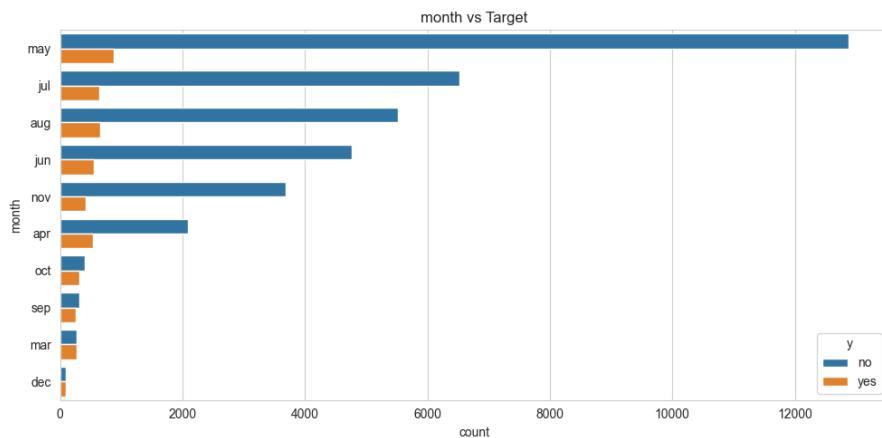


Figura 6: Taxa de conversão por mês de contacto

Oportunidade de Calendário

Março, setembro, outubro e dezembro apresentam taxas de conversão notavelmente mais elevadas. Maio, apesar de ter o maior volume de chamadas no histórico, tem uma das piores taxas. A escolha do momento tem impacto direto nos resultados, independentemente do perfil do cliente.

O que não funciona

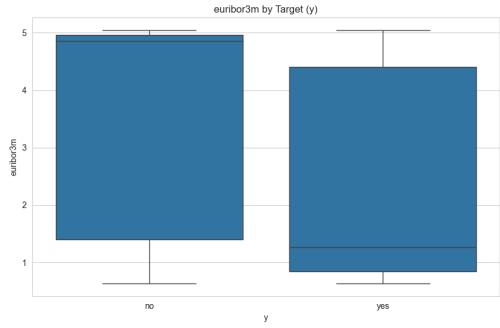


Figura 7: Taxa Euribor nos clientes que subscreveram vs. os que não subscreveram

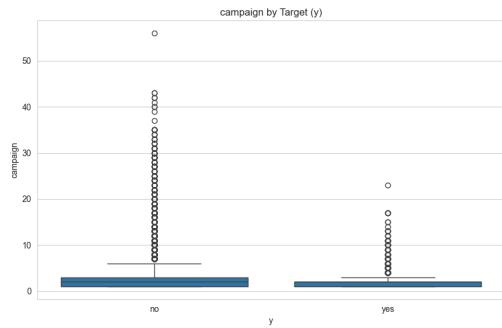


Figura 8: Número de chamadas por campanha vs. resultado

Insistir no mesmo cliente aumenta a frustração sem aumentar as conversões. Acima de duas ou três chamadas por campanha, o retorno diminui acentuadamente. O contexto económico, nomeadamente as taxas Euribor, também é um sinal relevante: períodos de taxas mais baixas coincidem com maior recetividade ao produto.

O Que o Modelo Consegue Fazer

O modelo de machine learning desenvolvido analisa o perfil completo de cada cliente e atribui uma pontuação de probabilidade de subscrição, de 0 a 100%.

Na prática, isto transforma uma lista desordenada de milhares de clientes numa lista priorizada. Os agentes começam pelas pessoas com maior probabilidade de responder positivamente. Quando o orçamento da campanha se esgota, o banco já terá contactado os clientes certos.

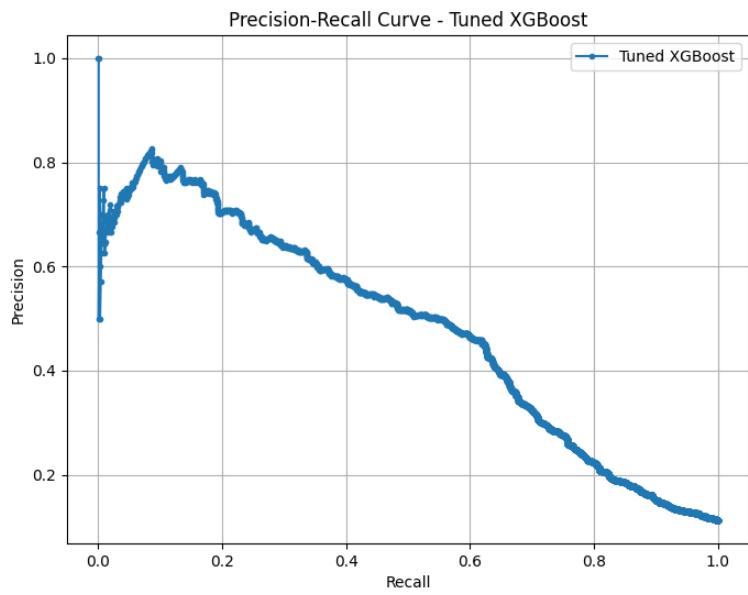


Figura 9: Desempenho do modelo final, XGBoost otimizado

Desempenho em Números Concretos

Em termos de deteção de subscritores, o modelo identifica corretamente 47% de todos os clientes que iriam subscrever, enquanto mantém uma precisão de 63% nas suas previsões positivas. Comparado com uma abordagem aleatória, isto representa 4 vezes mais eficiência na seleção de clientes.

Impacto Esperado

Ao trabalhar apenas com os 30% de clientes com maior pontuação, é possível capturar entre 60 e 70% de todas as subscrições. Com menos de um terço das chamadas, o banco recupera a maioria das conversões.

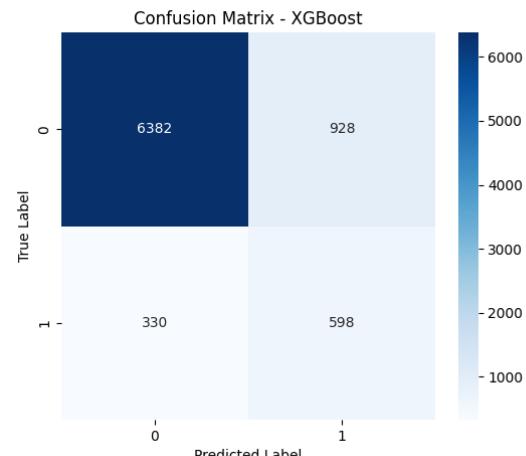
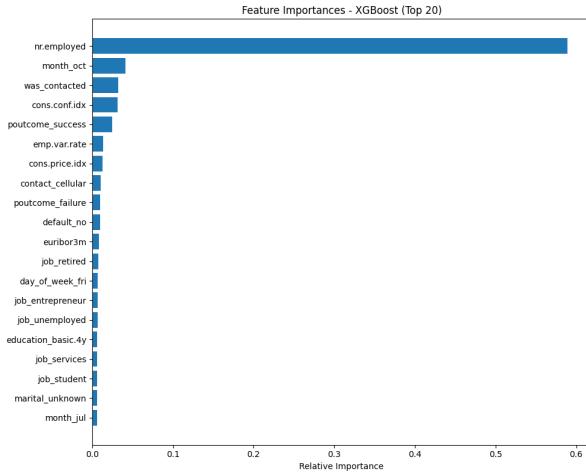


Figura 10: Variáveis mais relevantes para a previsão

Figura 11: Matriz de confusão do modelo final

As Nossas Recomendações

As seguintes ações estão ordenadas por impacto esperado.

1. Implementar lista priorizada de chamadas

Antes de cada campanha, gerar automaticamente uma lista de clientes ordenada por probabilidade de subscrição. Os agentes trabalham sempre a partir desta lista, do topo para baixo.

2. Limitar o número de tentativas por cliente

Definir um máximo de duas chamadas por cliente em cada campanha. Chamadas adicionais têm retorno marginal e afetam negativamente a experiência do cliente.

3. Concentrar esforços nos períodos favoráveis

Intensificar a campanha em março, setembro, outubro e dezembro. Reduzir o volume nos meses com conversão historicamente baixa, como maio.

4. Dar prioridade ao canal telemóvel

Sempre que disponível, preferir o contacto por telemóvel ao telefone fixo. A diferença de taxa de conversão entre canais é estatisticamente significativa.

5. Atualizar registo com campos desconhecidos

Uma parte dos registos tem campos com valor desconhecido, que limitam a qualidade da previsão. Um esforço de atualização da base melhora o desempenho do modelo ao longo do tempo.

O Papel da Inteligência Artificial

Porquê não usar IA Generativa para a previsão

Para prever se um cliente vai subscrever ou não, os modelos tradicionais de machine learning são a escolha mais adequada. São mais transparentes, mais rápidos, mais baratos e muito mais fáceis de auditar. A interpretabilidade é especialmente importante num contexto financeiro regulado.

Usar um modelo generativo para esta tarefa seria o equivalente a usar uma ferramenta complexa para um problema que tem uma solução mais simples e mais fiável.

Onde a IA Generativa acrescenta valor real

Tarefa	Abordagem dada	Recomen- dada	Porquê
Prever quem vai subscrever	Machine learning (XG-Boost)		Rápido, interpretável, auditável
Criar guiões de venda personalizados	IA Generativa		Adapta a mensagem ao perfil individual
Analizar gravações de chamadas	IA Generativa		Identifica padrões de sucesso em escala
Apoio ao agente em tempo real	IA Generativa		Sugere argumentos durante a conversa

Recomendação

Usar machine learning para decidir a quem ligar. Usar IA generativa para apoiar como comunicar. As duas abordagens são complementares e não concorrentes.

Resumo e Próximos Passos

- O banco tem uma taxa de conversão atual de 11% que pode ser melhorada substancialmente sem aumentar o orçamento.
- O modelo identifica os clientes com maior probabilidade de subscrição com uma precisão 4 vezes superior à abordagem aleatória.
- O investimento em infraestrutura é recuperado em semanas, dado o volume de chamadas que passam a ser evitadas.
- O modelo melhora ao longo do tempo à medida que acumula mais dados de campanhas subsequentes.

A Oportunidade

Com o mesmo orçamento de chamadas, o banco pode obter resultados equivalentes ou superiores contactando menos de um terço dos clientes.

A proposta não substitui os agentes. Torna o trabalho deles mais eficiente, mais focado e com uma taxa de sucesso substancialmente mais elevada.