



Turning data into revenue

Diogo Dias Rodrigues Gallina - RM98605 - 2TDSS

João Dubas Leal Kleye Souza - RM76153 - 2TDSS

Pedro Henrique Couto Archilha - RM550450 - 2TDSS

Pedro Henrique Lourenço Rodrigues - RM98402 – 2TDSS

Rafael Klanfer Nunes - RM99791 - 2TDSA

Entrega Sprint 2 - .NET

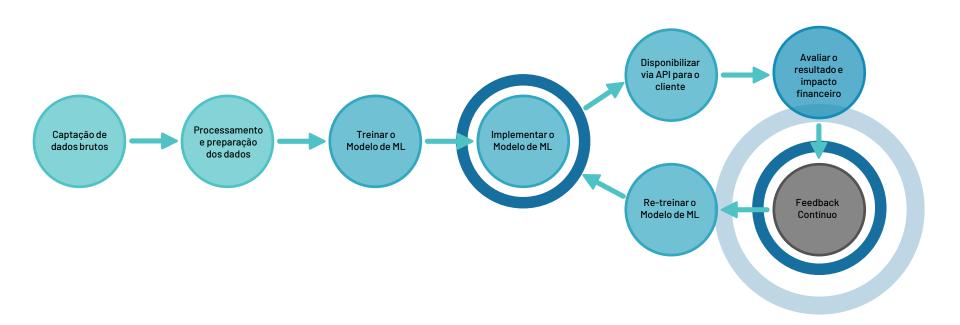
Link para vídeo explicativo desta etapa da entrega:

https://www.youtube.com/watch?v=tqabNOd-p8E

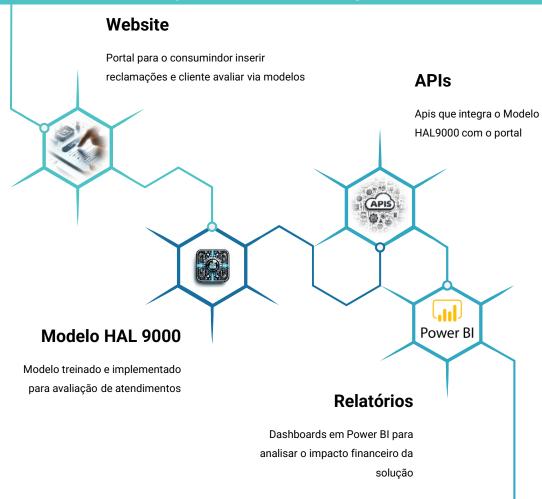
Problema

Como gerar receita para empresas que capturam dados de atendimento ao cliente?

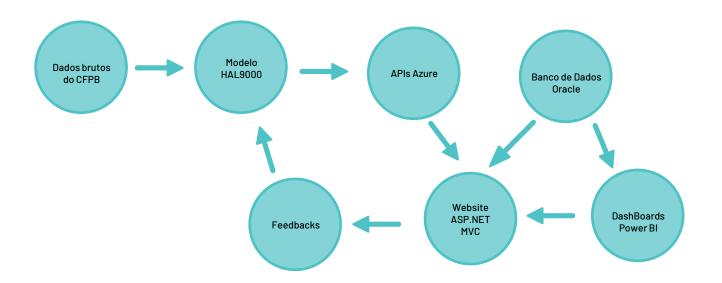
Solução: Data Science



Arquitetura da Solução



Arquitetura da Solução



Arquitetura da Solução

Recurso	Descrição	Tecnologias Utilizadas		
Dashboard	Relatório dinâmico para análise da eficiência do modelo em termos financeiros, seja na redução de custos ou no aumento de receitas.	Microsoft Power BI e gatilhos do Azure Flow		
Website	Um portal onde consumidores poderão registrar reclamações, enquanto empresas poderão acionar o modelo de ML para analisar as reclamações e identificar potenciais oportunidades de vendas ou redução de custos.	 Desenvolvido em ASP.NET MVC com .NET 8. Usando Entity Framework Core e Oracle Entity Framework Core. Também usamos BCrypt.NET-Next para a implementação de senha seguras. 		
Banco de Dados	Banco de dados que suporta tanto a implementação do website, quanto o treinamento dos modelos de ML.	Oracle Database 19c Enterprise Edition - FIAP		
APIs	Apis que integram o modelo treinado ao portal, para uso do cliente empresarial	 Construído em python e o deploy realizado com Azure Functions. Ou então, incorporado ao projeto ASP.NET MVC do portal. 		
Modelo de ML HAL 9000	Modelo HAL9000, treinado após o pré-processamento dos dados brutos captados. Ele é composto por modelos de classificação de reclamações, predição de potenciais oportunidades de vendas de serviços, bem como classificação supervisionada para categorização de novas reclamações. Támbém será feita análise de sentimento dos textos.	 Desenvolvido em Python 3.11.2. Utilizando os seguintes frameworks principais: NumPy: Para manipulação eficiente de arrays e matrizes. Pandas: Manipulação e análise de dados estruturados. Matplotlib e Seaborn: Para visualização de dados. Scikit-learn / TensorFlow: Oferece ferramentas robustas para pré-processamento de dados, modelagem através de algoritmos de machine learning como K-Means, Árvore de Decisão, Floresta Aleatória, e métodos de avaliação de modelos. Existe também a possibilidade de se construir análises a partir de APIs da OpenAI 		

A Escolha da Base de Dados

Área	Quant.	%
Demais Produtos	121.211	18,4%
Serviços Financeiros	115.281	17,5%
Telecomunicações	60.298	9,2%
Alimentos	58.948	8,9%
Demais Serviços	55.036	8,4%
Produtos de Telefonia e Informática	42.742	6,5%

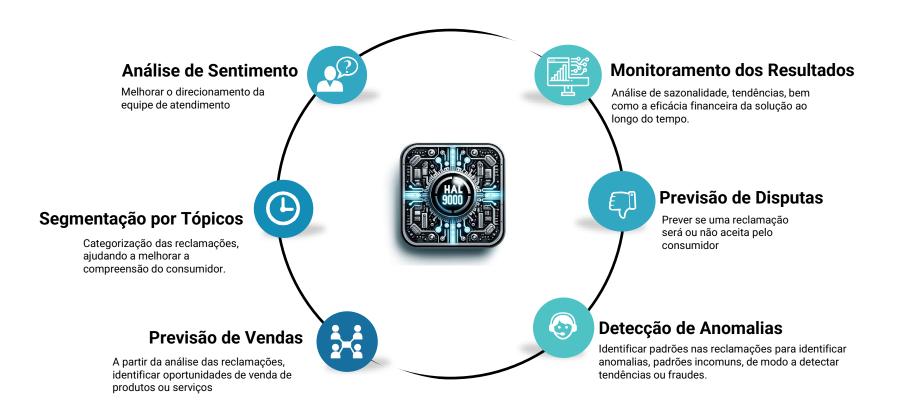
Fonte: Procon-SP 2022

Base de Dados

Consumer Financial Protection Bureau: Consumer Complaint Database

Agência independente do governo dos Estados Unidos criada em 2010. Disponibiliza cerca de 5MM de reclamações de consumidores relacionadas a práticas financeiras abusivas. Espécie de PROCON americano.

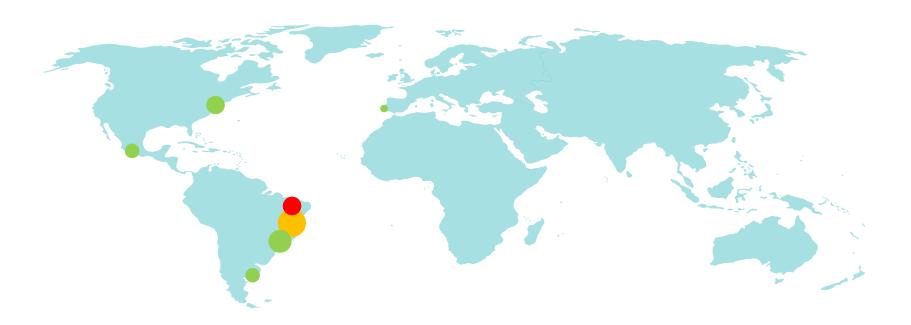
Modelo HAL9000



Detalhamento dos Modelos

	Tipo de Modelo	Descrição O	Dbjetivo	Valor Gerado
	Deep Learning / NLP	Este modelo aplica técnicas de processamento O de linguagem natural para analisar o conteúdo pritextual das reclamações ("Consumer complaint re narrative"), identificando sentimentos positivos, ut negativos ou neutros.	riorizar reclamações que equerem atenção mais imediata,	Redução de custos com telemarketing. Impacto na satisfação do consumidor. Redução de lítigios.
Segmentação por Tópicos	Clustering / Dendograma/ K-means	embeddings de texto para identificar padrões e fa agrupar reclamações semelhantes, facilitando a procede para categorização por conteúdo.	acilitando a compreensão das	Melhora no entendimento do conteúdo
Previsão de Vendas	Random Forest	sinalizam oportunidades de venda de produtos ou se serviços adicionais, empregando algoritmos de cr machine learning para classificação e análise de ba	riação de novos produtos com ase nos padrões identificados.	Aumentar a receita/faturamento da
Detecção de Anomalias	Lei de Benford	Implementando a lei de Benford, este modelo analisa a frequência de palavras ou caracteres para detectar anomalias e padrões incomuns nos textos das reclamações	ara identificação de tendências	Redução de fraudes, bem como identificar novas tendências e padrões que geram receitas ou reduzem custos.
	Classificação / SVM (RBF)	ste modelo utiliza "Consumer Disputed?" como variável alvo para prever se uma reclamação será contestada, baseando-se em fatores como tipo de Produto, questões específicas, análise de texto re detalhada e a resposta inicial da empresa, usando batécnicas de classificação através de algoritmos como Regressão Logística ou Árvores de Decisão.	eclamação não ser aceita com	
Monitoramento dos resultados		Desenvolver um dashboard em Power BI para que o cliente possa acompanhar a evolução da eficácia dos modelos e o impacto financeiro gerado após a implementação das sugestões oferecidas.	nálise de sazonalidade, padrões resultados financeiros.	Ajuda na tomada de decisões da gerência com base nos resultados analisados.

Público Alvo



Empresas que fornecem serviços para o setor financeiro, como:

- Empresas de análise de crédito.
- Empresas de marketing.
- Empresas de consultoria.

Fintechs: Startups e empresas de tecnologia financeira.

Instituições financeiras tradicionais:

- Bancos
- Cooperativas de crédito
- Companhias de Seguro

Análise Financeira

Fator	Descrição	Estimativa		
Tipo de Reclamação	Natureza da reclamação influencia o impacto financeiro.	 Cobrança indevida de R\$ 100,00. Falha em serviço que causa dano de R\$ 5.000,00. 		
Custo de Resolução	Gastos para resolver a reclamação.	 Reembolso ao cliente: R\$ 100,00 (cobrança indevida) ou R\$ 5.000,00 (falha em serviço). Indenização por danos: R\$ 2.000,00 (falha em serviço). Custos legais: R\$ 1.000,00 (falha em serviço). Custos administrativos: R\$ 20,00 (cobrança indevida). 		
Perda de Receita	Diminuição da receita por cancelamento de produtos/serviços.	Cancelamento de contrato que gera R\$ 50,00 por mês (cobrança indevida).		
Dano à Reputação	Prejuízo à imagem da empresa por reclamações negativas.	Valor indeterminado, depende da gravidade da reclamação e da cobertura da mídia.		
Custos com Marketing e Publicidade	Gastos para recuperar a reputação após reclamações negativas.	 Valor indeterminado, depende do alcance da campanha e da estratégia de marketing. 		
Total de custos estimado	Soma dos custos diretos e indiretos.	 R\$ 170,00 (sem considerar dano à reputação) para cobrança indevida. R\$ 8.200,00 (sem considerar dano à reputação) para falha em serviço. 		
Potencial de receitas	Receitas geradas a partir de modelos de predição de vendas	Valor médio da venda de produto financeiro: R\$ 300		
Total estimado em termos de receita	Soma das receitas mais os custos evitados	• Entre R\$ 470 a R\$ 8.500		

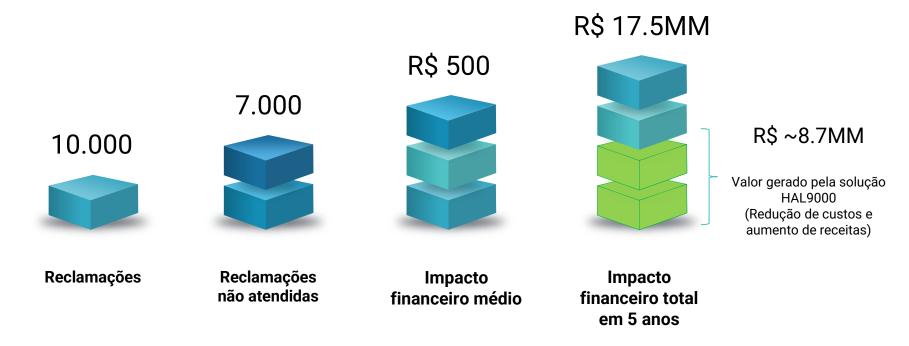
Análise Financeira

Serviços Financeiros

	Grupo / Empresa	Total	Índice de Atendidas
1º	BRADESCO	2.460	30%
2º	ITAU UNIBANCO	2.350	31%
3º	MERCADO LIVRE	2.163	27%
4º	SANTANDER	1.916	29%
5º	PAN	1.507	24%

Fonte: Procon-SP 2022

Análise Financeira

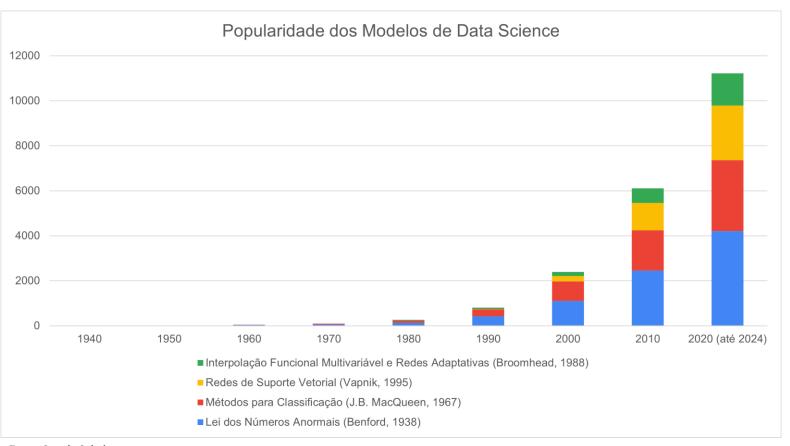


^{*} Considerando apenas top 5 empresas de acordo com o Procon-SP no ano de 2022

^{**} Considerando uma taxa de redução das reclamações de 50%

^{***} Estimamos que uma reclamação não atendida tem impacto de R\$ 470 a R\$ 8.500. Levando em consideração prejuízos e/ou receitas não aproveitadas.

Oportunidade



Fonte: Google Scholar

Etapas da Modelagem

Etapa	Descrição		
Captação de dados brutos	Coleta de dados de CRM e atendimento ao cliente, incluindo interações multicanais.		
Processamento e preparação dos dados	Preparação dos dados para garantir precisão, incluindo remoção de duplicatas e correções de erros.		
Treinar o Modelo de ML	Criação de modelos de machine learning para prever comportamentos de clientes e encontrar oportunidades de geração de receita. Vendas, otimização de processos.		
Implementar o Modelo de ML	Implementação de fato do modelo, de maneira a ser capaz de receber dados novos e gerar resultados em termos de previsão/classificação.		
Disponibilizar via API para o cliente	Desenvolver plataforma (website, mobile, etc) ou API para que o cliente possa acionar o modelo e obter os resultados.		
Feedback Contínuo	Incorporação de feedback para aprimoramento constante dos modelos, garantindo que eles se adaptem a mudanças e novas informações.		
Avaliar o resultado e impacto financeiro	Avaliação do impacto das decisões baseadas nos modelos, focando em melhorias de eficiência e aumento de receita.		
Re-treinar o Modelo de ML	Após avaliar o desempenho do modelo e comparar as previsões vis a vis aos resultados obtidos, retreinar o modelo de modo a deixa-lo cada vez mais preciso e sempre atualizado.		

Etapas do Projeto

Captação dos Dados	Processamento dos Dados	Modelo HAL 9000	Website	Dashboard
Obter dados do Consumer Financial Protection Bureau	Utilizar modelos de classificação para acrescentar mai variáveis ao dataset original	Modelo de Previsão de Disputas	Desenvolvimento de portal onde cliente final e empresa poderão acessar	Construir dashboard no Power BI para melhor entendimento dos dados
Usar ou não dados simulados para complementar a análise	Utilizar modelos de classificação não supervisionada para agrupamento das reclamações	Análise de Sentimento da Narrativa do Consumidor	Consumidor final poderá se logar, e criar reclamações para uma determinada empresa	Visão de sazonalidade das reclamações
	Sanitização dos dados	Identificação de Oportunidades de Vendas	A empresa poderá ver as reclamações	Visão do impacto financeiro das ações tomadas após o uso dos modelos
	Análise exploratória dos dados	Segmentação de Categorias	A empresa poderá acionar o modelo HAL 9000 para avaliar o texto da reclamação, obtendo previsões diversas acerca daquela interação	Análise da eficácia dos modelos
		. Análise da Distribuição de Frequência de Palavras	Criação das APIs que permitem a integração entre portal e modelo	Outras percepções e insights dos dados