IA como produto: arquitetando soluções reutilizáveis, governadas e escaláveis

Fefe Alves - Principal Consultant - Data & Al





Fefe Alves

Principal Consultant Data & Al

>> +14 anos trabalhando no ecossistema de dados: analista de BI, analista de dados, cientista de dados, head de dados, estrategista de dados...

- >> Varejo, Mídia, Streaming, Bancos, Telecom
- >> Data Mesh, Governança Computacional, Modernização de plataformas de dados e Scalable Al

Linkedin:

www.linkedin.com/in/fefealves



Email:

fernanda.felix@thoughtworks.com

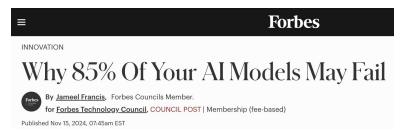
Repo da apresentação:

https://github.com/ffalves/ia_co nference_ai_products

1. Por que projetos de IA falham nas empresas?



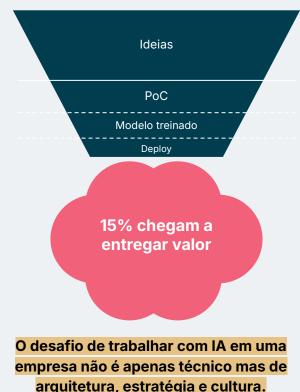
Por que projetos de IA falham nas empresas?



Gartner, 2021/2022







arquitetura, estratégia e cultura.

Por que projetos de IA falham nas empresas?

Causas	Evidências
Iniciativas isoladas e descoladas do negócio	PoCs nascem em silos e não se integram à estratégia do negócio: > Não conseguem agregar valor real > Não se tornam viáveis
Falta de governança sobre dados e modelos	Dados indisponíveis, inconsistentes ou sem governança (rastreabilidade/accountability) Modelos sem escalabilidade
Ausência de reuso e padronização	Cada projeto começa sempre do zero. Modelos sem reuso.
Infraestrutura e arquitetura mal preparada	Ambientes não suportam o ciclo de vida completo de um modelo e não são monitorados ou mantidos.
Desalinhamento entre times técnicos x negócios	Sem uma visão compartilhada sobre valor, riscos e retorno, um time busca acurácia e o outro impacto no negócio.

2. Produto de IA vs Projeto de IA



O que é um Produto?

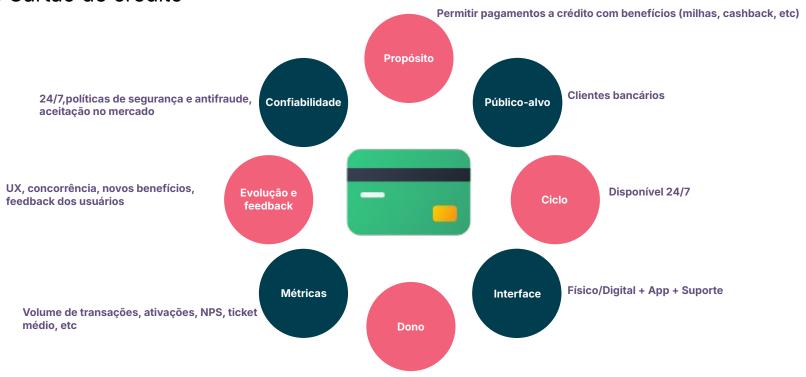
"Produto é qualquer solução tangível ou intangível que resolve um problema ou atende a uma necessidade específica de um grupo de usuários ou clientes, entregando valor de forma contínua ao longo do tempo."

Inspirado em Melissa Perri, Marty Cargan e Roman Pichler

Características comuns a um produto: **Propósito** Confiabilidade Público-alvo Evolução e **Produto** Ciclo feedback Interface Métricas Dono

O que é um Produto?

Ex: Cartão de crédito



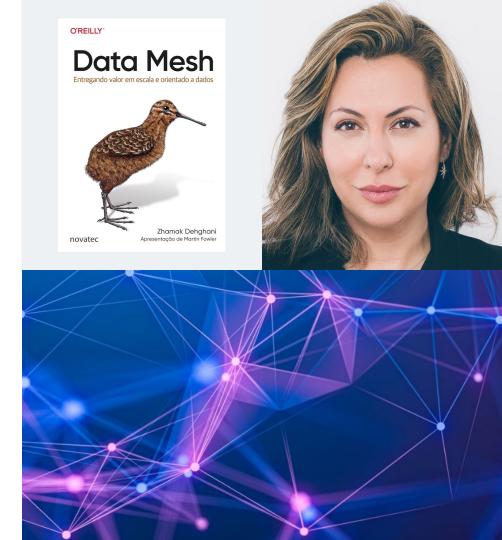
O que é um Produto de Dados de IA (Data Mesh)?

Data Mesh é uma abordagem sociotécnica baseada em quatro princípios:

- 1) Dados como produtos
- 2) Domínios são responsáveis pelos dados
- 3) Plataforma de autosserviço
- 4) Governança Federada Computacional

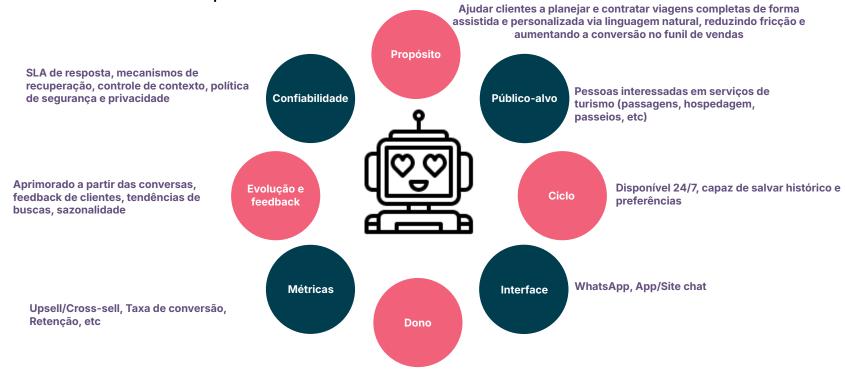


Um produto de dados é um ativo com valor claro para consumidores, sob responsabilidade e propriedade de um domínio. O produto de dados é então empacotado com interfaces bem definidas, confiável, documentado, governado e acessível, tal como qualquer produto de software.



Produto de Dados de IA

Ex: Chatbot de uma empresa de turismo



Squad de produto responsável por vendas de pacotes

Produto de IA ≠ Projeto de IA

Mudança de mentalidade e arquitetura

	Projeto	Produto
Objetivo	Treinar um modelo para obter uma classificação ou uma previsão	Entregar valor recorrente
Duração	Temporário/Pontual	Contínuo, com roadmap evolutivo
Formato	Notebook, script, relatório	API, documentação e versionamento
Integração	Isolado ou sob demanda	Integrado à plataforma para ser consumido por outros domínios
Métricas	Acurácia, entrega do modelo	Adoção, impacto no negócio, reuso
Governança	Ad hoc	Embutida: contrato, versionamento, rastreabilidade

3. Anatomia de um Produto de IA



O que compõe um Produto de Dados de IA

Blocos fundamentais para um produto reutilizável e governado







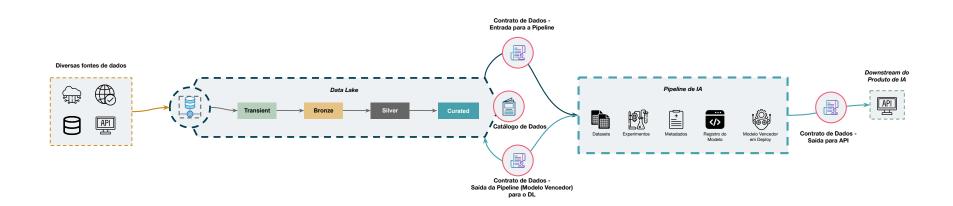
Inputs Pipeline de lA + Outputs (Pré-processamento) METADADOS. DATASETS E OUTROS ARTEFATOS VERSIONADOS E GOVERNADOS Metadados de cada fase Leitura dos dados brutos do Pipeline de IA + Treinamento e otimização dos Engenharia de Particionamento da Interpretação e Registro e Contrato de dados com Deploy Artefatos (Modelo e atributos hase modelos explicabilidade versionamento versionamento e Registro) rastreabilidade para validação Ficha técnica do Logs de outputs Registro do Modelo Catálogo de Registro das reprodutível: modelo: das bibliotecas modelo e vencedor Modelo vencedor em features com partições de Treino, Validação hiperparâmetros, registro dos histórico, produção, disponível para Schema, semântica e Requisição dataset, explicabilidade outputs do versionamento e Teste para consumo (versionado e para consumo experimentos, modelo validações garantir reutilizável para múltiplos Fallback e do modelo algoritmos, documentação reprodutibilidade domínios) tratamento de Verificação da métricasversiona automatizada Gestão de exceções qualidade dos dados: do Dados gerados a partir do acessos e modelo disponíveis para rastreabilidade Registros são consumo (novas tabelas classificados e na gold) segmentados como válidos ou inválidos Produto de IA e Dados Monitoramento e retreinamento especificados e Geração de logs e democratizados via Monitoramento contínuo com métricas de saúde, detecção de drift e gatilhos de revalidação ou retraining catálogo com Contrato de Dados para a metadados Companhia Base validada e qualificada pronta para múltiplos pipelines ou modelos

4. Materializando o Produto de IA (um pouco de código agora)



Quais são os artefatos que materializam o

Projecture produto de lA que consiste em um Modelo de Propensão de Compra



Artefatos fundamentais: Contrato de Dados

Um contrato de dados é um acordo formal, geralmente automatizado, que especifica de forma clara e verificável as expectativas sobre a estrutura, o significado, a qualidade e a disponibilidade de um conjunto de dados, entre produtores e consumidores desses dados.

Andrew Jones, Driving Data Quality with Data Contracts

Leituras:







Data Contract Specification: https://datacontract.com/

ARTEFATOS FUNDAMENTAIS Contratos de Dados (input/output)

Exemplo de Contrato de Dados



A quem pertence o produto e a responsabilidade? id: input_contract info: title: Input Contract for Purchase Propensity Model version: 1.0.0 description: Contrato de dados de entrada para modelo de propensão de compra owner: CRM Team status: active contact: name: Joao Maria (Data Product Owner) email: joaomaria@crmteam.com url: https://company.com/crm-team/contact created_at: 2025-08-01

```
Como devem estar os campos do
          produto?
```

```
✓ input_contract.yaml
✓ input_contract.yaml
```

Quais são os termos e políticas? terms: usage: - Este contrato define os dados de entrada necessários para o modelo de propensão de compra. - Apenas registros que atendam a este contrato devem seguir para o modelo. - Registros inváldos são segregados e logados. limitations: - Formato CSY; campos obrigatórios ende indicado. policies: - name: privacy_policy | url: https://company.com/privacy-policy security: | classification: confidential | pii_handling: | mask_in_logs: ["nome","email","cpf"]

```
observability:
| acceptance_criteria:
| batch_warn_if_invalid_pct_gt: 10
| batch_fail_finvalid_pct_gt: 30
| required_fields_presence:
| email: 98  # % minimo de preenchimento de email
| per_field_max_null_pct: 5
| metrics:
| - name: invalid_records_pct
| - name: null_ratio_per_field
| - name: domain_violations_per_field
```

Pesquise mais em: Data Contract Specification - https://datacontract.com/

```
partir do contrato
input contract.pv ×
raw layer > contracts > linput contract.py > ...
      from pandera import Column, DataFrameSchema, Check
      EMAIL_REGEX = r"^[^@\s]+@[^@\s]+\.[^@\s]+$"
      def is_valid_cpf(cpf_str: str) -> bool:
           if not isinstance(cpf_str, str):
           if len(nums) != 11 or nums == nums[0] * 11:
           def calc_digito(n: str) -> str:
               soma = sum((len(n) + 1 - i) * int(x) for i, x in enumerate(n))
               resto = soma % 11
           d1 = calc digito(nums[:9])
           d2 = calc_digito(nums[:9] + d1)
          return nums[-2:] == d1 + d2
       def load_contract(path: str) -> Dict[str, Any]:
          with open(path, "r") as f:
              return yaml.safe_load(f)
             uniques.extend(model["unique keys"])
              for q in (fld.get("quality") or []):
                  if str(q.get("type")).lower() == "uniqueness":
                   uniques.append(fld["name"])
           return list(dict.fromkeys(uniques))
```

```
Validadores de schemas e checagem a
                                               Schema a partir do contrato
                                             def build_schema(contract: Dict[str, Any]) -> DataFrameSchema:
                                                    model = contract["models"]["users"]
                                                    fields = model["fields"]
                                                 except KeyError:
                                                    model = {"fields": contract.get("fields", [])}
                                                    fields = model["fields"]
                                                unique_keys = _collect_unique_keys(model)
                                                 type_map = {
                                                    "string": pa.String,
                                                    "text": pa.String,
                                                    "integer": pa.Int,
                                                    "float": pa.Float,
                                                     "boolean": pa.Bool.
                                                     "bool": pa.Bool,
```

```
    ✓ input_contract.yaml
    ✓ input_contract.yaml
```

Métricas a serem observadas

Metadados gerados a partir da aplicação do Contrato

Artefatos fundamentais: Metadados

Rastreabilidade, qualidade e compliance

A geração intencional de metadados nos blocos de Pré-processamento dos dados para o Modelo e Pipeline de IA facilitam:

- identificação das bases utilizadas, seu nível de qualidade e versão dos artefatos utilizados
- identificação das informações do modelo, métricas, hiperparâmetros e URI dos artefatos, ambiente e políticas

Exemplos de metadados gerados durante o pré-processamento dos dado

Governança

- Rastreabilidade:
 cada carga gera evidências verificáveis
- Accountability:
 Demonstra que as regras foram aplicadas e facilita auditorias

Escala

- Reuso rápido:
 Facilita a geração de novos experimentos e novos modelos
- Monitoramento:
 Integração com ferramentas de dashboard/alertas

Exemplos de metadados gerados durante a execução do Pipeline de IA

```
"name": "purchase_propensity_winner",
"version": "2025.08.11-icmvp-v1",
"end time": "2025-08-11T20:35:00Z",
    "n_estimators": 400,
    "max depth": 5,
    "subsample": 0.9,
    "colsample bytree": 0.8.
    'damma": 0.0.
    'metrics mean": {
     "auc": 0.812.
     "average precision": 0.702.
     "log loss": 0.528
     "auc": 0.014,
      "average precision": 0.021,
     "log loss": 0.017
    "auc": 0.817,
    "average_precision": 0.708,
```

Artefatos fundamentais: Catálogo de dados

Exemplos de informações que um Catálogo pode comportar

```
mail: joaomaria@crmteam.com
    writers: [team.propensao]
      {name: canal_preferido_onehot_app, type: int, description: "Feature engenharia"}
        name: canal_preferido_onehot_site, type: int, description: "Feature engenharia"}
```



Centralizar informações sobre ativos de dados (nome, localização, schema, owner, classificação).



Governança: políticas de acesso, classificação de sensibilidade, retenção.



Qualidade: expectativas, métricas e relatórios associados.



Linhagem: conexão entre datasets de origem, transformação e destino.



Metadados de modelo (no caso de IA) ou de tabelas derivadas.

5. Porque essas práticas fortalecem o Produto de Dados/IA?



Porque essas práticas fortalecem o Produto?

feature engineering.

podem reaproveitar datasets,

features e até modelos prontos, acelerando novos casos de uso.

Contrato + Enforcer + Metadados + Catálogo = Produto de Dados confiável, reutilizável e governável, pronto para escalar

Reuso	Interoperabilidade	Governança computacional		
Contrato de dados versionado → garante que outros times e produtos possam consumir o dataset com segurança. Metadados ricos → facilitam entender rapidamente contexto, limitações e métricas do dataset.	Formato aberto e documentado (YAML, CSV, JSON, .PY) → leitura em múltiplas linguagens e plataformas.	Registro automático de runs e versões → cada execução do pipeline deixa trilha completa para auditoria. Linhagem explícita → mostra a origem de cada campo e como ele foi transformado.		
Padrões consistentes de schema e qualidade → eliminam retrabalho e transformações redundantes. Possibilidade de consumo cruzado → outros domínios e produtos de dados	Catálogo central → local único para descoberta de dados, inclusive atributos criados por fectura apaincaring	Políticas declarativas → regras de acesso, retenção e classificação aplicáveis de forma automatizada. Observabilidade integrada →		

Observabilidade integrada → indicadores de qualidade e alertas no próprio fluxo do dado.

6. Impacto no negócio



Quais as consequências para o negócio?

O que pode acontecer quando se muda a estratégia de Projeto para Produto de IA

Eficiência Operacional

- >> Menos retrabalho para times de dados e engenharia (menos tempo limpando dados e ajustando manualmente)
- >> Integração mais rápida entre domínios: acelerando iniciativas entre áreas/departamentos.
- >> Time-to-market reduzido para novos casos de uso a partir do reaproveitamento de features e modelos

Escalabilidade

- >> Salto de PoC para produção sem refazer todo o ciclo: modelos chegam à produção mais rápido pois pipelines padronizados e governados permitem esse salto.
- >> Diminuição de gargalos e respostas mais rápidas às mudanças no mercado pois o processo de treino, atualização e versionamento foi facilitado.
- >> PoC/Modelo para Fábrica de Modelos

Ganho econômico

- >> Dados confiáveis geram decisões confiáveis
- >> Aproveitamento máximo do investimento em IA: modelos robustos têm maior taxa de sucesso e maior vida útil.
- >> Escalabilidade com menor custo incremental: novas integrações e casos de uso são adicionados sem precisar recriar estruturas do zero.

Quer saber mais sobre a cultura na Thoughtworks e nossas vagas abertas?



Siga as redes sociais da Thoughtworks



Explore as vagas da Thoughtworks

De IA como modelo → IA como produto → IA como plataforma

Pense como produto, modele como arquitetura e entregue com governança.

Muito obrigada!

Fefe Alves

Principal Consultant - Data & Al fernanda.felix@thoughtworks.com

