IFF · 3 DE NOVEMBRO DE 2026

Inteligência artificial na indústria

Dos dados dos sensores aos impactos na sociedade

Uma máquina pode avisar antes de quebrar?

Eduardo Ogasawara
CEFET/RJ · Data Analytics Lab

Duas histórias que se encontram

O ROTEIRO DE HOJE

A indústria

Três séculos aprendendo a transferir trabalho para as máquinas:

primeiro a **força**, depois a **lógica**.

A inteligência artificial

Setenta anos tentando transferir outra coisa:

primeiro a **regra**, depois o **padrão**.

Elas se encontram quando a fábrica começa a produzir mais dados do que gente consegue olhar.

E é aí que vocês entram.

PARTE 1

A história da indústria

Da oficina do artesão ao chão de fábrica instrumentado

Antes da fábrica, o conhecimento estava na mão

ATÉ MEADOS DO SÉCULO XVIII

O artesão fazia a peça inteira. O ritmo era o dele, a medida era a dele, e o controle de qualidade era o olho dele.

Não havia projeto escrito separado da execução:
quem sabia fazer era a própria documentação.

O problema

Não dá para crescer. Cada peça depende de uma pessoa específica.

Toda a história seguinte é uma tentativa de tirar o saber da cabeça e colocá-lo na máquina.

A força sai do corpo e vai para a máquina

1764–1785 · A PRIMEIRA TRANSFERÊNCIA

1764 — **A fiandeira de Hargreaves**

Uma pessoa passa a fiar vários fios ao mesmo tempo. A produção deixa de ser limitada pelo par de mãos.

1776 — **A máquina a vapor de Watt**

A energia deixa de depender do rio e do vento. A fábrica pode ser construída onde interessa, não onde a água corre.

1785 — **O tear mecânico**

A oficina vira fábrica: um ritmo comum para todo mundo.

Primeira transferência: a força.

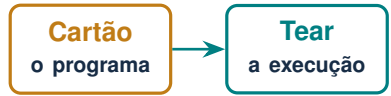
1804: uma máquina que lê um cartão

O TEAR DE JACQUARD

O tear de Jacquard não foi importante por tecer mais rápido.

Foi importante porque o **desenho do tecido saiu da cabeça do tecelão e virou um cartão perfurado** — um dado, fora da máquina, que a máquina lê e executa.

Trocar o produto passou a ser **trocar o cartão**, não retreinar a pessoa.



Separar o que fazer de quem faz

É a primeira vez que uma máquina industrial é programada por dados.

O mesmo princípio de cartão perfurado reaparece nos primeiros computadores, mais de um século depois.

1913: o tempo entra no projeto

FORD E A LINHA DE MONTAGEM MÓVEL

A peça passa a andar até o trabalhador, e não o contrário. O trabalho é dividido em etapas curtas e cronometradas.

A montagem de um chassi cai de cerca de **12 horas para pouco mais de 1 hora e meia**.

Nasce junto o outro lado: trabalho repetitivo, ritmo imposto pela esteira. A rotatividade chega a **370% ao ano** — cerca de 52 mil contratações para manter 14 mil postos.



a peça se move; o posto é fixo

O custo

Ganhar escala cobrou um preço de quem está no posto.

Automatizar nunca é só técnico: muda o trabalho de quem está lá.

Rotatividade de 1913: Raff e Summers (1987); Meyer (1981). Ordens de grandeza.

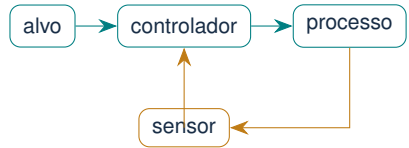
1927–1940: a máquina começa a se corrigir

REALIMENTAÇÃO E CONTROLE

Até aqui a máquina obedece. Agora ela **mede o próprio resultado e se ajusta**.

Na telefonia de longa distância, cada repetidor amplificava o sinal *e a própria distorção*. Em 1927, Harold Black realimentou a saída invertida na entrada: o amplificador **cancela o próprio erro**.

Daí vem o controlador que vocês estudam, e a noção de que **erro é informação**.



A malha fechada: medir, comparar, corrigir.

Segunda transferência: a correção.

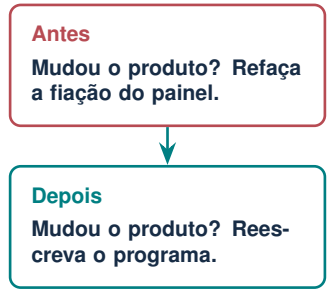
Harold Black, Bell Labs, agosto de 1927; patente US 2.102.671, concedida em 1937.

1968: a GM pede um jeito de parar de refazer fiação

O PROBLEMA QUE CRIOU O CLP

A divisão Hydra-Matic da General Motors tinha painéis de **relés** fazendo a lógica das máquinas. A cada mudança de modelo, era preciso **refazer a fiação** — caro, lento, propenso a erro.

Em 1968 a GM publicou um pedido de propostas: alguém que substituísse aquilo por algo **reprogramável** — o que hoje chamamos de **CLP**, *Controlador Lógico Programável*.



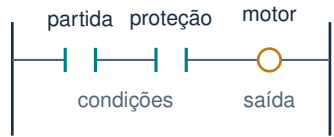
A automação moderna não começou com uma tecnologia. Começou com uma reclamação de chão de fábrica.

1969: o Modicon 084 e um detalhe genial

O PRIMEIRO CLP

Quem ganhou foi a Bedford Associates, de Dick Morley. O equipamento ficou conhecido como **084** porque era o octogésimo quarto projeto da empresa. A empresa criada para fabricá-lo chamou-se **Modicon**.

O detalhe genial não foi o hardware. Foi a linguagem: a programação imitava o **diagrama de relés** que o eletricista já sabia ler.



Leia-se: *se* a partida foi acionada *e* a proteção está fechada, liga o motor. O eletricista já desenhava esse circuito — agora ele é o programa.

Boa tecnologia é a que respeita quem já está lá.

GM Hydra-Matic, pedido de propostas de 1968; Modicon 084 entregue em 1969. Há disputa histórica sobre “o primeiro” (o DEC PDP-14 é da mesma época).

1990–hoje: o dado deixa de ser escasso

REDES, SCADA E SENSORES BARATOS

1990s — **Tudo passa a conversar**

Redes industriais e SCADA ligam máquinas, supervisão e histórico. Dá para ver a planta de uma sala.

2000s — **Sensor barato, memória barata**

Medir deixa de ser decisão cara. Guardar tudo vira o padrão.

Hoje — **Mais dado do que atenção**

Ninguém consegue olhar todas as telas, todos os turnos, em todas as máquinas.

Esse é o gargalo real: não falta medição, falta interpretação.

Onde o dado nasce, hoje

A PLANTA EM QUATRO NÍVEIS

MES e ERP Manufacturing Execution System · Enterprise Resource Planning	Planejar produção e manutenção	horas a dias
SCADA e historiador Supervisory Control and Data Acquisition	Supervisionar e registrar o histórico	segundos a minutos
CLP e controladores Controlador Lógico Programável	Executar a lógica de controle	ms a segundos
Sensores e atuadores	Medir grandezas e agir no processo	milissegundos

Tudo o que vem depois nesta palestra nasce na linha de baixo.

Faixas de tempo como ordens de grandeza típicas, para situar a discussão.

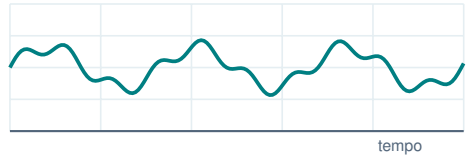
Do sensor sai uma série temporal

O FIM DA PARTE 1 É O COMEÇO DE TUDO

O sensor mede. O atuador age.
Entre os dois, o controlador decide.

Só que o sensor não entrega *um* número: ele entrega **um número por instante, para sempre**.

Essa fila de leituras em ordem é o objeto que a palestra inteira vai tratar — a **série temporal**.



Multiplique isso por centenas de sensores, três turnos, todos os dias.

E aí vem a pergunta que abre a parte 2:
quem vai olhar tudo isso?

PARTE 2

A história da inteligência artificial

Uma tentativa de responder “quem vai olhar tudo isso?”

Setenta anos entre o entusiasmo e o inverno

1950: a pergunta antes da tecnologia

TURING

Alan Turing publica um artigo que começa com “*pode uma máquina pensar?*” — e imediatamente troca a pergunta, porque ela é vaga demais.

No lugar dela, propõe um **teste de comportamento**: não interessa o que a máquina é por dentro, interessa se as respostas dela são indistinguíveis das de uma pessoa.

A troca de Turing

Sai: “o que é inteligência?”

Entra: “o que a máquina consegue fazer?”

Avaliar pelo que a máquina faz, não pelo que ela promete. Vale até hoje.

1956: o nome e a promessa

A CONFERÊNCIA DE DARTMOUTH

Um grupo pequeno de pesquisadores se reúne no verão em Dartmouth e batiza a área: **inteligência artificial**.

A proposta de financiamento dizia, em essência, que um grupo selecionado poderia fazer um avanço significativo **em um verão**.

Levou décadas. E é por isso que essa história tem invernos.

Padrão que se repete

A promessa chega sempre antes do resultado.

Guardem isso para quando lerem a próxima manchete sobre IA.

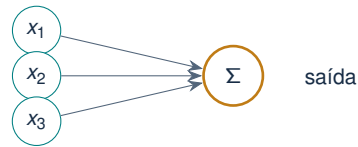
1958–1970: aprender ajustando pesos, e o primeiro inverno

O PERCEPTRON

Rosenblatt propõe o **perceptron**: em vez de programar a regra, mostrar exemplos e deixar a máquina **ajustar pesos** até acertar.

É a primeira versão da ideia que domina hoje.

Mas o modelo da época não dava conta de problemas simples de combinação. A crítica pegou, o dinheiro secou: o **primeiro inverno da IA**.



Terceira transferência, a mais difícil: a regra.

Anos 1980: a máquina cheia de regras — e o segundo inverno

SISTEMAS ESPECIALISTAS

A aposta da década: entrevistar especialistas e transcrever o conhecimento deles em **milhares de regras** “se… então”.

Funcionou em domínios estreitos e virou produto. Mas cada exceção exigia uma regra nova, e manter a base ficou insustentável.

Veio o **segundo inverno**.

O limite

O mundo tem mais exceções do que alguém consegue escrever.

É exatamente o limite do alarme de limite fixo: “se passar de 80 °C, apite”. E se a máquina estiver só mais carregada hoje?

2012: o ano em que o padrão venceu a regra

ALEXNET

Uma rede profunda treinada em **1,2 milhão de imagens**, rodando em placas gráficas, ganha a competição de classificação do ImageNet com uma margem grande sobre os métodos que usavam características desenhadas à mão.

Não foi uma ideia nova. Foi a ideia de 1958 com **dados** e **computação** suficientes.

Antes

Um humano escreve o que olhar na imagem.

Depois

O que olhar é aprendido dos exemplos.

O que destravou não foi o algoritmo. Foi o dado — que é justamente o que a indústria passou a ter de sobra.

Krizhevsky, Sutskever e Hinton (2012), ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks.

2017–2022: a arquitetura que leu a internet

TRANSFORMER E MODELOS DE LINGUAGEM

Em 2017 aparece o **Transformer**, uma arquitetura que aprende quais partes de uma sequência importam para prever a próxima.

Treinada em texto numa escala absurda, ela vira o que o público conheceu em 2022 como **modelo de linguagem**.

Repare na palavra que se repete: **sequência**.

A ponte

Texto é uma sequência. Vibração também.

Quem aprende a prever o próximo token pode aprender a prever a próxima leitura.

Vaswani et al. (2017), Attention Is All You Need.

2023–2026: o modelo sai da tela e entra no equipamento

IA FÍSICA E MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

IA física

Modelos compactos o suficiente para rodar **dentro** do robô, decidindo movimento com restrição de energia e de tempo de resposta.

Drones que encontram o alvo mesmo quando a estação do ano muda a paisagem.

Modelos pré-treinados de séries

A receita do pré-treino chega à **previsão de séries temporais**: um modelo treinado em muitas séries, aplicado a uma série nova.

É o caso do Chronos, avaliado em conjuntos de referência.

Aqui a história da IA encosta no chão de fábrica. Mas encostar não é chegar.

Chahine et al. (2023) e Mols (2025) para IA física; Ansari et al. (2024) para o Chronos. Nenhum deles relata implantação industrial validada.

As duas histórias, lado a lado

O ENCONTRO

	A indústria	A IA
O que foi transferido	força, depois correção	regra, depois padrão
Quem escreve a lógica	o engenheiro, no ladder	os dados, no treinamento
Quando falha	falha de forma previsível	falha de forma *estatística*
O que exige	projeto e norma	dado, contexto e avaliação

A diferença que mais importa: a lógica do CLP você lê; a do modelo, você mede.

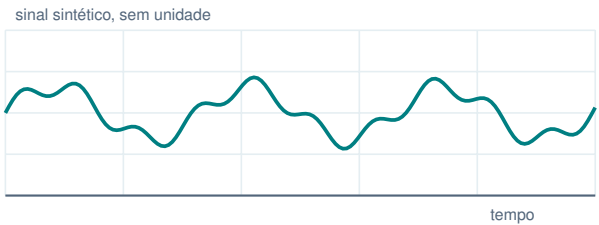
PARTE 3

Mão na massa: ensinar a máquina a olhar o tempo

Quatro passos que você consegue fazer com dados de uma bancada

Passo 1 — Uma leitura isolada não diz nada

SÉRIE TEMPORAL



70 °C é alto?

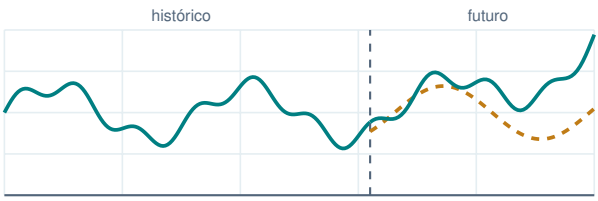
Depende da máquina, da carga, da hora do turno e do que ela fez ontem.

Série temporal é a sequência dessas leituras **na ordem em que aconteceram**.

A ordem é o dado. Embaralhou, perdeu.

Passo 2 — Prever é criar uma expectativa

PREVISÃO



Dourado: o que era esperado.

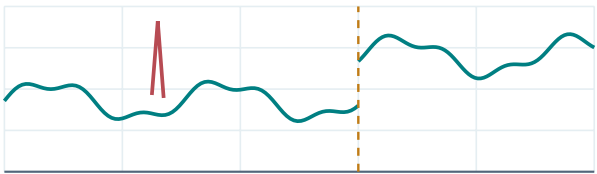
Verde: o que aconteceu.

O valor não está na previsão certa.
Está na **distância entre as duas linhas**.

Sem expectativa não existe desvio. Prever é o que torna o anormal visível.

Passo 3 — Nem todo desvio é a mesma coisa

DETECÇÃO DE EVENTOS



Pico isolado
Uma anomalia. Pode ser o sensor.

Mudança de patamar
Um ponto de mudança. O processo virou outro.

Um terceiro caso: o **normal** muda devagar, e o modelo envelhece.

Detectar é estatística. Diagnosticar é engenharia. Não confundir os dois.

Passo 4 — Errar por pouco no tempo não é errar

AVALIAÇÃO



Um alerta meia hora antes da falha é um **acerto**. A métrica de prova que conta só o instante exato diz que foi erro.

Avaliar alerta é medir se deu tempo de agir — não se o relógio bateu certo.

É a ideia por trás do SoftED (Salles et al., 2024): tolerância temporal na avaliação de detecção de eventos.

PARTE 4

Os quatro passos, aplicados

Fórmula 1, poços de petróleo, manutenção, controle, robótica e gêmeos

Telemetria de Fórmula 1: dados reais, de graça

APLICAÇÃO 1 · O LABORATÓRIO QUE CABE NO NOTEBOOK

O pacote aberto **FastF1** baixa a telemetria divulgada pela F1 e devolve tabelas prontas para análise.

Cada carro, em cada volta, dá uma série por canal:

`Speed` · `RPM` · `nGear` · `Throttle` · `Brake` · `DRS`

Instala com `pip`. Projeto independente, sem vínculo com a F1.

1 A velocidade ao longo da volta

2 Prever a volta a partir das anteriores

3 Detectar: frenagem, safety car, pit stop

4 O detector achou a volta certa?

Os mesmos quatro passos — só que o "equipamento" anda a 300 km/h.

FastF1 (projeto aberto em Python, docs.fastf1.dev). Não é software oficial da Fórmula 1.

3W: eventos indesejáveis em poços de petróleo

APLICAÇÃO 2 · ONDE EU TRABALHO

O **3W** é um conjunto público da Petrobras com séries multivariadas de **eventos indesejáveis** em poços.

Foi um dos conjuntos em que avaliamos as métricas do nosso grupo.

O que o torna difícil: cada série tem **um ou dois pontos de mudança** — nada de acertar por sorte.

ao menos 25%

das avaliações de detectores no 3W passaram a admitir tolerância temporal

17%

do total de avaliações *só puderam existir* por causa dela

Sem tolerância, um detector que avisou perto do evento é reprovado como se não tivesse avisado nada.

Salles et al. (2024), SoftED, Computers & Industrial Engineering. Dados 3W: conjunto público da Petrobras.

Manutenção preditiva

APLICAÇÃO 3 · A MAIS COMUM

A GE acompanha turbinas eólicas com modelos alimentados por dados de estado para antecipar necessidade de manutenção e encaixá-la no planejamento.

Caso relatado em reportagem de 2022, sem métricas de ganho no texto.

1 Vibração da bomba, com a carga junto

2 Prever a vibração esperada hoje

3 Desvio persistente? Marcar evento

4 Avisou com quantos dias de folga?

Detectar anomalia ≠ prever falha ≠ decidir parada.

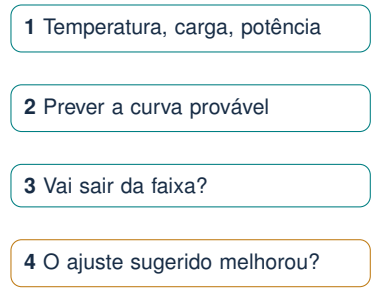
Savage (2022), Virtual Duplicates, CACM. O fluxo da bomba é exemplo didático, não um experimento realizado.

Controle de processo

APLICAÇÃO 4 · ONDE A PREVISÃO ENCOSTA NO CLP

Prever a temperatura do forno daqui a alguns minutos, dado o que entrou e a potência aplicada, para **escolher o ajuste antes** de a faixa ser violada.

O limite: o preditor **sugere**. Quem garante segurança continua sendo o intertravamento — escrito como regra, auditável, independente do modelo.



Camada que aconselha, camada que protege. Elas não se misturam.

Robótica

APLICAÇÃO 5 · QUANDO O CENÁRIO MUDA

Drones treinados a partir de demonstrações de piloto para encontrar um alvo continuam encontrando quando **a estação do ano muda** a cor e a textura da paisagem — e em parte transferem para ambiente urbano.

Redes de tempo contínuo, compactas o bastante para rodar embarcadas.

O que generalizou
a tarefa: "vá até o alvo"

O que não está provado
que funciona em qualquer cenário, nem em planta industrial

Robustez demonstrada nas tarefas avaliadas. Isso é muito — e não é tudo.

Chahine et al. (2023), Science Robotics; reportagem de Mols (2025) na CACM.

Gêmeos digitais

APLICAÇÃO 6 · TWINSCIE · AS AMARRAS DE UMA PLATAFORMA

No **TwinSCIE**, o alvo é a integridade das **amarras** que ancoram a plataforma: modelos acompanham o posicionamento e sinalizam desvio do movimento esperado.

Mas o regime muda — maré, carga, clima — e o modelo que servia ontem já descreve outro mundo.

1 Posição e movimento da plataforma

2 Prever o movimento esperado

3 Desviou: evento no mundo, ou mudou o regime?

4 Alerta, trocar de modelo, ou treinar um novo

O gêmeo não mantém *um* modelo: mantém uma coleção, e decide qual vale agora.

Construído sobre o Gypscie, base de gerência de modelos desenvolvida com a Inria. de Almeida et al. (2024), A Digital Twin System for Oil and Gas Industry: A Use Case on Mooring Lines Integrity Monitoring, MODELS 2024 Companion, pp. 322–331, doi:10.1145/3652620.3688244

E para quem trabalha lá dentro?

O QUE MUDA DE VERDADE

As tarefas

Assistência à programação, ao diagnóstico e ao monitoramento. O trabalho muda de forma antes de desaparecer.

As competências

O valor está em quem conecta mecânica, eletrônica, programação *e* conhecimento do processo. Esse é vocês.

As perguntas

Quem fica com o ganho de produtividade? Como os dados do próprio trabalhador são usados?

Mais automação não significa menos controle humano — se o sistema for projetado para permitir supervisão.

A pergunta sobre quem fica com o ganho é a mesma de 1913. A resposta nunca foi automática.

Por onde dá para começar

DAQUI PARA A FRENTE

Em uma tarde

Pegar um sinal qualquer da bancada, plotar o histórico e anotar o que estava acontecendo em cada trecho.

É o passo mais barato e o que mais ensina.

Em um semestre

Comparar seu detector com a **regra mais burra possível**. Se não ganhar dela, o problema é interessante.

O que torna isso pesquisa

Perguntar **com quanta antecedência** o alerta apareceu, e se a equipe teria conseguido agir.

É exatamente o que a gente investiga no DAL.

E você não precisa começar do zero.

O que a gente construiu para isso

FERRAMENTAS DO DAL, ABERTAS E NO CRAN

Harbinger

Uma **interface só** para anomalias, pontos de mudança e motifs. Avalia com tolerância temporal e combina detectores.

```
model <- hanr_arima()
model <- fit(model, serie)

detection <- detect(model, serie)
```

TSPredit

Previsão com **ajuste integrado**: pré-processamento e modelo afinados *juntos*, não em etapas separadas. Do tratamento do sinal à avaliação da previsão.

Ambos em R, sobre o DAL Toolbox.

```
install.packages("harbinger")
```

O que usamos na pesquisa é o que vocês podem instalar hoje, de graça.

cefet-rj-dal.github.io/harbinger · cefet-rj-dal.github.io/tspredit · eic.cefet-rj.br/~dal/

Se você quiser ir a fundo

O LIVRO QUE ORGANIZA TUDO ISSO



Event Detection in Time Series

Ogasawara, Salles, Porto e Pacitti (2025), *Synthesis Lectures on Data Management*, Springer.

É de onde saiu a parte 2 desta palestra: tipos de evento, preparação do sinal, detecção *online* e a avaliação com tolerância temporal.

página do livro

O capítulo 1 responde à pergunta que abriu a palestra: o que conta como evento.

eic.cefet-rj.br/~eogasawara/time-series-event-detection/ · doi:10.1007/978-3-031-75941-3

E se quiser continuar depois

CANAL NO YOUTUBE · CURSOS COMPLETOS

No canal eu publico **cursos inteiros**, não vídeos avulsos: séries temporais, aprendizado de máquina, banco de dados e programação.

Dá para começar pela aba **Cursos** e seguir uma trilha inteira na ordem, de graça.

E os comentários são um jeito fácil de falar comigo — inclusive para contar no que você travou.

`@eduardo.ogasawara`

aba *Cursos*

Se um slide hoje despertou alguma coisa, o curso correspondente está inteiro lá.

O que não dá para transferir

O FIM DA LINHA QUE COMEÇOU EM 1785

O que a máquina herdou

1785 · a **força** saiu do corpo

1927 · a **correção** saiu da cabeça

2012 · a **regra** saiu do engenheiro

O que não saiu

Decidir o que conta como evento, o que merece um alarme, e quem age quando ele toca.

O Modicon pegou porque não exigiu que o eletricista virasse programador. E a pergunta de 1913 — quem fica com o ganho — nunca teve resposta automática.

A máquina herdou o saber. A responsabilidade ficou.

OBRIGADO

Que problema você gostaria de investigar?

Eduardo Ogasawara

CEFET/RJ · Data Analytics Lab

eic.cefet-rj.br/~eogasawara/

eic.cefet-rj.br/~dal/

Apoio: **FAPERJ · CAPES · CNPq**