

# Paradigmas de Detecção Temporal

Abordagens para identificar mudanças em dados ao longo do tempo.

**Eduardo Ogasawara**

[eduardo.ogasawara@cefet-rj.br](mailto:eduardo.ogasawara@cefet-rj.br)

<https://eic.cefet-rj.br/~eogasawara>

# Detecção Temporal: Modos de Operação

Considere uma série temporal formada por observações sucessivas ao longo do tempo. A detecção pode ocorrer de duas formas fundamentais: offline, quando toda a série está disponível, ou online, quando os dados chegam progressivamente. A diferença central está no acesso ao futuro.

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$$

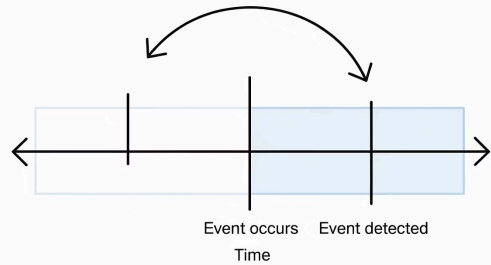
Onde  $x_t$  representa a observação no instante  $t$  e  $T$  é o número total de observações. Essa distinção muda completamente a lógica da detecção.

# Série Temporal como Informação Crescente

No paradigma online, o processo é observado ao longo do tempo e o conjunto de dados cresce a cada instante. A informação disponível é sempre parcial, nunca completa.

$$X_t = (x_1, x_2, \dots, x_t)$$

Em vez de pensar na série como algo fechado, o paradigma online trata o tempo como acumulação de informação. Em cada instante, só conhecemos o passado e o presente, nunca o futuro.



# Latência de Detecção

## Evento Real

Ocorre no instante  $\tau$

## Detecção

Identificado em  $\hat{\tau}$

## Atraso

Latência  $\Delta t$

A latência de detecção é inevitável no paradigma online. Não é possível detectar um evento antes que ele aconteça, portanto sempre existe um atraso entre o instante real do evento e o instante em que o algoritmo o identifica.

$$\Delta t = \hat{\tau} - \tau$$

# Restrições do Paradigma Online

## **Memória Limitada**

O algoritmo não pode armazenar toda a série histórica de observações

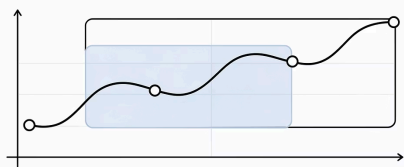
## **Tempo de Processamento**

Cálculos complexos a cada passo são inviáveis em tempo real

## **Ausência de Futuro**

Nunca há acesso às observações futuras, impondo limites estruturais

Diferentemente do offline, essas restrições definem os limites fundamentais da detecção em tempo real.



# Janela Deslizante

A janela deslizante define quanto do passado o algoritmo consegue "lembrar". Em vez de usar toda a série, a detecção online opera sobre um recorte recente do tempo, controlando o horizonte de observação com memória limitada.

$$X_{t-w+1:t} = (x_{t-w+1}, \dots, x_t)$$

Onde  $w$  é o tamanho da janela e  $X_{t-w+1:t}$  representa as observações dentro da janela no instante  $t$ . Essa estrutura é a base para a detecção online eficiente.

# Estatísticas Incrementais

Em vez de recalcular estatísticas usando todos os dados, o paradigma online atualiza valores a cada nova observação. Isso permite eficiência computacional sem perder consistência estatística.

A média incremental exemplifica esse princípio:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \frac{x_t - \mu_{t-1}}{t}$$

Onde  $\mu_t$  é a média até o instante  $t$ ,  $\mu_{t-1}$  é a média no instante anterior, e  $x_t$  é a observação atual. O cálculo é recursivo, sem necessidade de armazenar toda a série.

## Vantagens

- Memória constante
- Tempo de processamento fixo
- Atualização em tempo real
- Precisão mantida

# Modelos Adaptativos



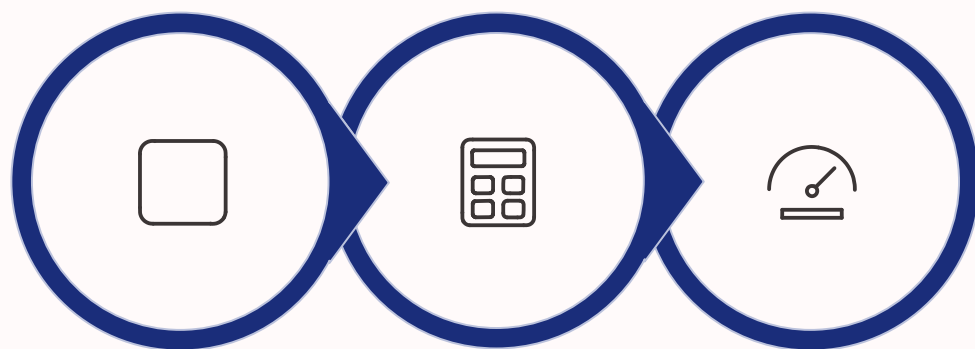
No paradigma online, os parâmetros do modelo não são fixos. Eles evoluem com o tempo, refletindo mudanças no comportamento do processo observado.

$$x_t = f_{\theta_t}(x_{t-1}, \dots, x_{t-p}) + \varepsilon_t$$

Onde  $f_{\theta_t}$  é o modelo com parâmetros  $\theta_t$  dependentes do tempo,  $p$  é o número de defasagens, e  $\varepsilon_t$  é o erro no instante  $t$ .



# Score de Detecção



**Window  
Data**

**Calculate  
Score**

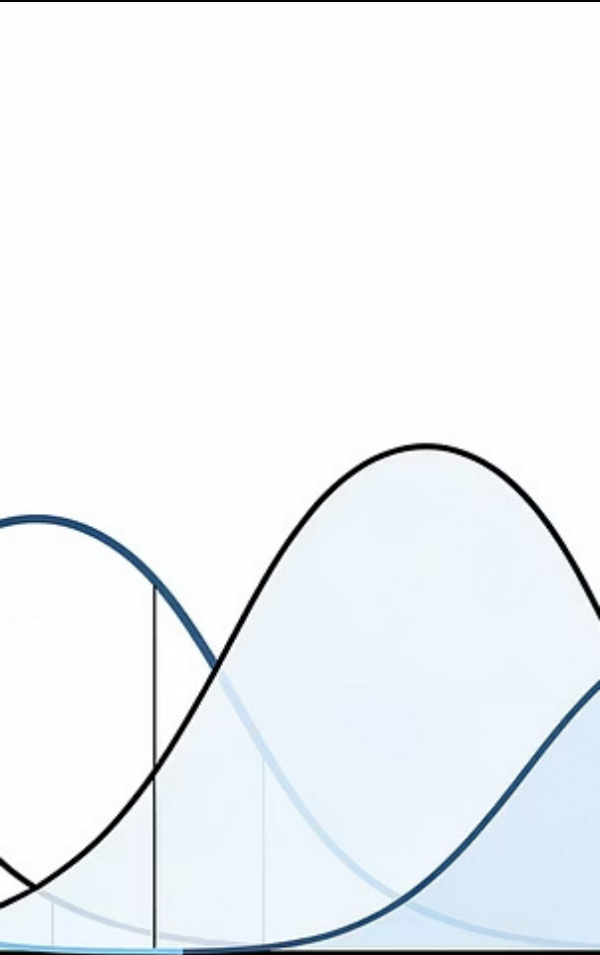
**Compare  
Threshold**

O processo de detecção transforma a janela temporal em uma decisão através do score.

O score transforma a série recente em um número que mede discrepância ou mudança. A decisão de detectar um evento depende da comparação desse valor com um limiar estabelecido.

$$S_t = \phi(X_{t-w+1:t})$$

Onde  $S_t$  é o score de detecção,  $\phi$  é a função de discrepância, e  $X_{t-w+1:t}$  é a janela temporal. Essa estatística resume o comportamento recente da série.



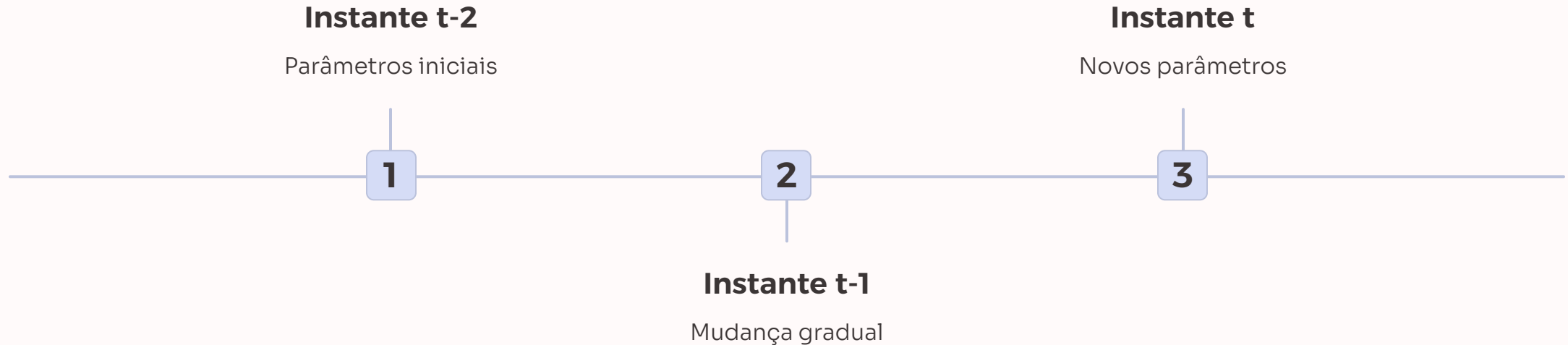
# Tipicidade Adaptativa

No offline, a tipicidade é fixa. No online, ela muda com o tempo, porque os parâmetros do processo evoluem. Assim, o que é "típico" em um instante pode não ser em outro.

$$x_t \sim F_{\theta_t}$$

A distribuição das observações  $F_{\theta_t}$  possui parâmetros dependentes do tempo. A tipicidade deixa de ser um conceito estático e passa a ser dinâmico, adaptando-se continuamente ao comportamento do processo.

# Drift: Mudança Gradual



Drift representa uma evolução contínua do processo. Ao contrário dos change points, não há ruptura súbita, mas transformação progressiva do comportamento da série.

$$\theta_t \neq \theta_{t-1}$$

Os parâmetros variam continuamente ao longo do tempo, caracterizando mudança gradual em vez de abrupta.

# Concept Drift

Concept drift não é apenas mudança na série, mas na relação entre variáveis explicativas e resposta. Isso afeta diretamente modelos de previsão online, sendo típico em sistemas preditivos.

$$P_t(Y \mid X) \neq P_{t-1}(Y \mid X)$$

A distribuição condicional  $P_t(Y \mid X)$  muda ao longo do tempo, representando um fenômeno temporal que requer adaptação contínua dos modelos.

# Regime Drift

---

## Regime A

Parâmetros iniciais definem o primeiro regime operacional

## Transição

Passagem gradual e suave entre estados

## Regime B

Novos parâmetros estabelecem regime diferente

Regime drift descreve a passagem suave entre regimes do processo. Ele pode ser visto como uma versão contínua das mudanças estruturais abruptas, onde regimes são definidos por conjuntos de parâmetros que transitam gradualmente.

# Drift versus Change Points

## **Change Points**

Mudanças abruptas e instantâneas na estrutura

## **Drift**

Mudanças contínuas e progressivas ao longo do tempo

Embora distintos, drift e change points não são completamente independentes. Ambos descrevem instabilidade temporal, mas em escalas e formas diferentes. São fenômenos relacionados que capturam diferentes aspectos da evolução temporal.

# Drift versus Anomalias

## Anomalias

Desvios pontuais que violam o padrão vigente em um instante específico

## Drift

Mudança estrutural que modifica o próprio padrão ao longo do tempo

## Relação

Drift altera o contexto em que as anomalias são definidas

A diferença fundamental está entre o local e o sistêmico. Anomalias são eventos isolados, enquanto drift representa transformação contínua do sistema.

# Continuidade entre Offline e Online

O paradigma online pode ser visto como uma versão restrita do offline. A diferença não é conceitual, mas informacional: no online, só parte da informação está disponível.

$$\mathcal{F}_t \subset \mathcal{F}_T$$

A informação disponível no instante  $t$ , representada por  $\mathcal{F}_t$ , é sempre um subconjunto da informação total  $\mathcal{F}_T$ . Existe uma relação de inclusão que conecta os dois paradigmas, onde offline é o caso limite quando  $t = T$ .



# Arquitetura da Detecção Online

01

---

## Representação Incremental

Dados brutos transformados em estruturas eficientes para processamento contínuo

02

---

## Cálculo de Estatísticas

Atualização recursiva de medidas sem armazenar histórico completo

03

---

## Decisão de Eventos

Comparação com limiares e identificação de padrões relevantes

A detecção online pode ser vista como uma cadeia de transformações: dados → representação → score → decisão. Essa estrutura evidencia o caráter incremental do paradigma e a integração entre estatística e computação.

# O Tempo como Fluxo

## **Tipicidade Dinâmica**

Padrões evoluem continuamente

## **Eventos Contínuos**

Processos emergentes no tempo

## **Modelos Adaptativos**

Parâmetros em transformação

## **Integração**

Estatística e computação unificadas

A síntese conceitual é que, no paradigma online, o tempo deixa de ser um objeto fechado e passa a ser um fluxo contínuo. Eventos deixam de ser fatos isolados e passam a ser processos que emergem ao longo do tempo, exigindo uma abordagem fundamentalmente diferente para sua detecção e análise.

# Referências Bibliográficas

Uma coleção cuidadosamente selecionada de obras fundamentais que abordam análise de séries temporais e mineração de dados.



---

## Event Detection in Time Series

**Ogasawara, E.; Salles, R.; Porto, F.; Pacitti, E.**

(2025). Publicação recente da Springer Nature Switzerland que explora técnicas avançadas de detecção de eventos em séries temporais.

---

## Time Series Analysis: With Applications in R

**Cryer, J. D.; Chan, K.-S.** (2008). Obra clássica da Springer que combina fundamentação teórica sólida com implementações práticas.

---

## Data Mining: Concepts and Techniques

**Han, J.; Pei, J.; Tong, H.** (2022). Quarta edição publicada pela Morgan Kaufmann que consolida conceitos fundamentais e técnicas avançadas de mineração de dados