

Uso de Redes de Função de Base Radial e Cadeias de Markov para detecção online de mudanças de conceito em fluxos contínuos de dados

Discente: Ruivaldo Neto **Orientador:** Ricardo Rios

Universidade Federal da Bahia Departamento de Ciência da Computação Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

Contato: rneto@rneto.dev

04 de Fevereiro de 2020

Roteiro

- 1. Concept Drift
- 2. RBFChain
- 3. Experimentos
- 4. Novos experimentos e demonstração

Concept Drift

Concept Drift

- Mudanças de conceito são alterações no contexto do processo e/ou na distribuição dos dados que podem impactar negativamente técnicas de AM.
- Podem ser definidas formalmente através da Teoria Bayesiana de Decisão [?]: sendo p_{t0} e p_{t1} as distribuições de probabilidades conjuntas nos instantes t₀ e t₁, há mudança de conceito entre t₀ e t₁ se:

$$\exists X: p_{t_0}(X,c) \neq p_{t_1}(X,c) \tag{1}$$

Mudança de Conceito

- São categorizadas como Virtuais ou Reais [?]:
 - Mudanças Virtuais são alterações na probabilidade a priori das classes, P(c), e não modificam os resultados esperados.
 - Mudanças Reais são alterações na probabilidade a posteriori, p(c|X), e modificam os resultados esperados.

Mudança de Conceito

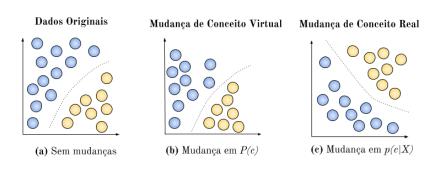


Figura 1: Mudança de Conceito Virtual vs. Mudança de Conceito Real.

Mudança de Conceito

• Ocorrem de forma abrupta, gradual, incremental ou recorrente [?].

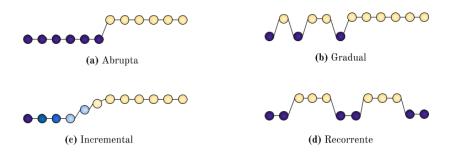


Figura 2: Padrões de ocorrência de Mudanças de Conceito.

Algoritmos para Detecção de Mudança de Conceito

- Algoritmos de detecção se dividem em dois grupos, conforme a necessidade de rotulação dos dados [?]:
 - Explícitos/Supervisionados: Dependem da rotulação dos dados.
 Realizam a detecção a partir do monitoramento de medidas de performance como taxa de erro e acurácia.
 - Implícitos/Não Supervisionados: Independem da rotulação dos dados. Realizam a detecção através do monitoramento de características dos próprios dados ou de indicadores produzidos pelas técnicas de aprendizado aplicadas.

RBFChain

Redes de Função de Base Radial

- Redes de Função de Base Radial são redes neurais cuja ativação é realizada através do cálculo da distância entre o evento e um centro definido [?].
- A arquitetura mais básica para redes RBF envolve três camadas:
 - Entrada: Recepciona os dados e encaminha para camada intermediária.
 - Intermediária: Composta por funções de ativação de base radial que atuam como neurônios.
 - Saída: Pondera os resultados da camada intermediária, agregando-os linearmente para compor a resposta final da rede.

Redes de Função de Base Radial

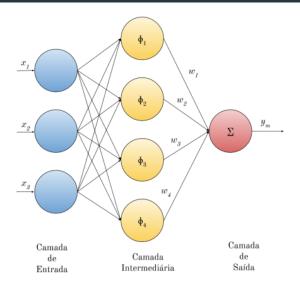


Figura 3: Arquitetura RBF.

Redes de Função de Base Radial

- O RBFChain utiliza uma rede RBF adaptada, composta apenas pelas camadas inicial e intermediária.
- O processo de ativação da camada intermediária produz, implicitamente, grupos dos eventos recebidos.
- Mudanças de conceito s\u00e3o identificadas quando o grupo ativo desse agrupamento \u00e9 alterado.

 Cadeias de Markov são processos estocásticos no qual a probabilidade do estado em um determinado período de tempo depende apenas do estado no período imediatamente anterior (Equação 2).

$$\mathbb{P}(X_t = s_j | X_{t-1} = s_i, \dots, X_0 = s_0) = \mathbb{P}(X_t = s_j | X_{t-1} = s_i) = p_{ij}$$
(2)

- A Cadeia de Markov pode assumir os estados a₁, a₂,..., a_r, de tal modo que a probabilidade de transição de um estado a_i para um estado a_j seja P_{ij} (um valor dependente apenas de i e j);
- As probabilidades entre estados podem ser representadas por uma matriz estocástica (Equação 3):

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1r} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{r1} & P_{r2} & \dots & P_{rr} \end{bmatrix}$$
(3)

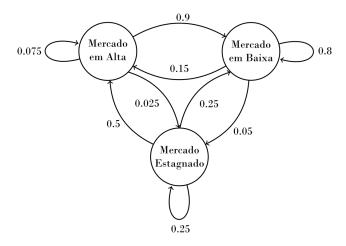


Figura 4: Representação Gráfica: Cadeia de Markov com três estados.

- O RBFChain utiliza uma Cadeia de Markov para modelar o agrupamento criado na rede RBF adaptada.
- Os grupos formados representam os estados e as ativações de novos grupos, as transições.
- As transições são refletidas no modelo markoviano através do aumento da probabilidade correspondente e a diminuição proporcional das outras transições, respeitando a condição: 0 \le P_{ij} \le 1.

Visão Geral

 O RBFChain atua diretamente sobre o fluxo de dados e é composto por dois componentes principais: uma Rede de Função de Base Radial (RBF) adaptada e uma Cadeia de Markov.

Visão Geral

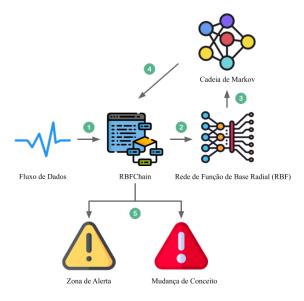


Figura 5: Arquitetura RBFChain.

Execução de exemplo

- S = 0.11, 0.12, 0.13, 0.33, 0.34, 0.45, 0.6, 0.33, 0.25, 0.14, 0.11, 0.15
- $\sigma = 3, \lambda = 0.8, \alpha = 0.25, \delta = 0.5$

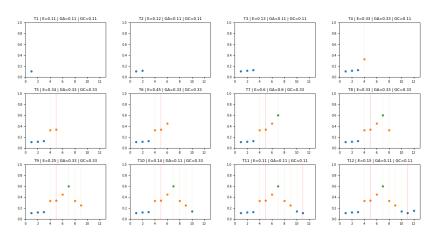


Figura 6: Execução de exemplo do RBFChain.

Execução de exemplo

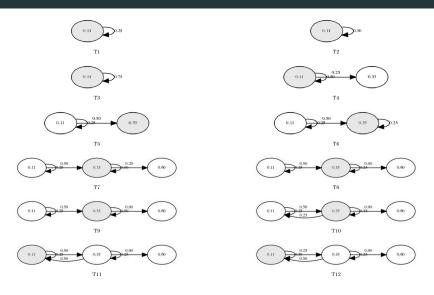


Figura 7: Evolução do modelo markoviano.

Experimentos

Dados Sintéticos

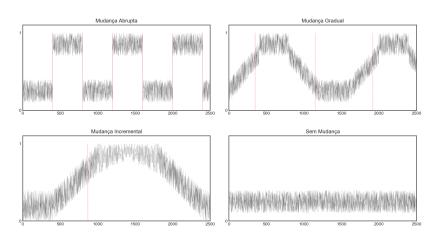


Figura 8: Representação gráfica dos conjuntos de dados sintéticos.

Dados Sintéticos - Sem mudanças de conceito

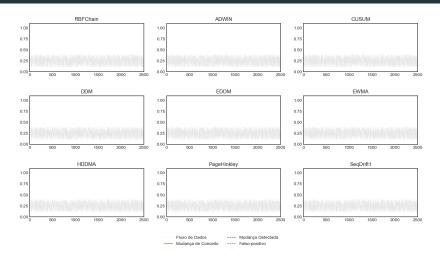


Figura 9: Comportamento dos algoritmos para o conjunto de dados sem mudanças de conceito.

Dados Sintéticos - Mudanças Abruptas

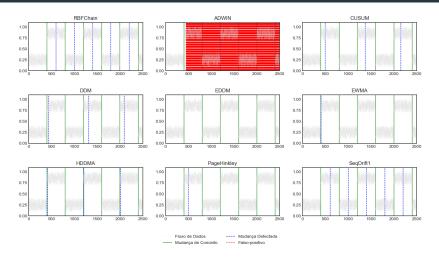


Figura 10: Comportamento dos algoritmos para o conjunto de dados com mudanças de conceito abruptas.

Dados Sintéticos - Mudanças Graduais

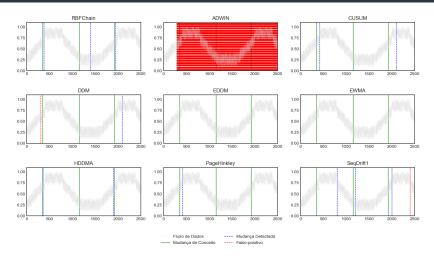


Figura 11: Comportamento dos algoritmos para o conjunto de dados com mudanças de conceito graduais.

Dados Sintéticos - Mudanças Incrementais

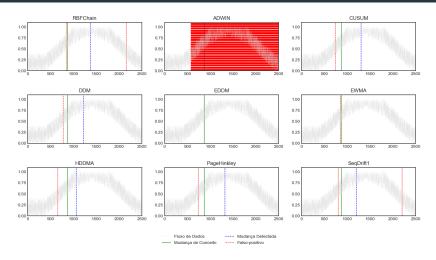


Figura 12: Comportamento dos algoritmos para o conjunto de dados com mudanças de conceito incrementais.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas

- O experimento utilizou dados de dois macacos-prego (Dede e Juju) produzidos e cedidos pelo Instituto do Cérebro (UFRN).
- Cada conjunto de dados possui 6.200 eventos, que indicam a localização do olhar ao longo do tempo (x, y).
- O RBFChain foi ligeiramente adaptado para analisar a alternância (sacadas) e a continuidade (fixações) dos conceitos.
- Os resultados foram validados através de métricas de classificação, utilizando os resultados do algoritmo ClusterFix [?] como rótulos.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Trajetórias

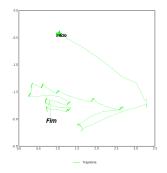


Figura 13: Trajetória Dede.

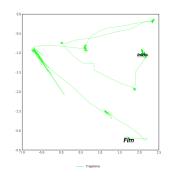


Figura 14: Trajetória Juju.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Métricas

Tabela 1: Métricas utilizadas na avaliação com dados reais.

Observação			
Quantidade de Pontos analisados.			
Acurácia.			
Fração de fixações e sacadas identificadas corretamente.			
Precisão.			
Fração das fixações identificadas pelo algoritmo correta-			
mente.			
Recall.			
Fração das fixações existentes (rotuladas) que também foram			
identificadas pelo algoritmo.			

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Dede

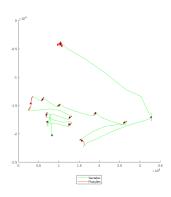


Figura 15: ClusterFix - Dede.

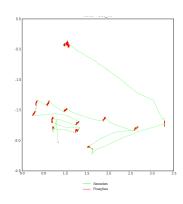


Figura 16: RBFChain - Dede.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Dede

Tabela 2: Resultados para o conjunto de dados *Dede*.

QT	AC	PR	RE
6.200	0.87	0.98	0.88

- 87% das fixações e sacadas identificadas pelo RBFChain tiveram a mesma classificação pelo ClusterFix.
- 98% das fixações identificadas pelo RBFChain tiveram a mesma classificação pelo ClusterFix.
- 88% das fixações identificadas pelo ClusterFix também foram identificadas pelo RBFChain.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Juju

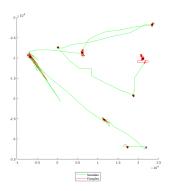


Figura 17: ClusterFix - Juju.

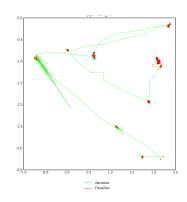


Figura 18: RBFChain - Juju.

Dados Reais - Identificação de fixações e sacadas - Juju

Tabela 3: Resultados para o conjunto de dados *Juju*.

QT	AC	PR	RE
6.200	0.82	0.98	0.83

- 82% das fixações e sacadas identificadas pelo RBFChain tiveram a mesma classificação pelo ClusterFix.
- 98% das fixações identificadas pelo RBFChain tiveram a mesma classificação pelo ClusterFix.
- 83% das fixações identificadas pelo ClusterFix também foram identificadas pelo RBFChain.

Novos experimentos e

demonstração