# Projeto de Aprendizagem da Máquina

Mariama Celi Serafim de Oliveira Mélody Anne Marie Ballouard

#### Roteiro

- Introdução
- Visão geral
- Metodologia
- Resultados
- Discussão / Conclusão
- Bibliografia

## Introdução

- Para cada jogo do "Tic-Tac-Toe"
  - Probabilidade que o jogo X seja ganhador
  - Probabilidade que ele seja perdedor.

- Vários classificadores usados:
  - Algoritmo Fuzzy
  - classificador Bayesiano, método dos k-vizinhos, regra da soma
  - MLP, SVM

## Visão geral

- Algoritmo Fuzzy
- Classificador Bayesiano
- Método dos k-vizinhos
- Regra da soma
- MLP
- SVM

## Metodologia

- A base de dados utilizados
  - Duas classes: Positive e Negative
  - Transformação da base de dados numa tabela

- O método do k-fold
  - K partições :
    - K-1 de treinamento
    - 1 de teste
    - Erro final = média do erro de cada experiência

## Metodologia

- Friedman test com 5 classificadores e 10 conjuntos de dados.

- Parâmetros usados:
  - K-vizinhos: qual k produz o menor erro?
  - MLP:
    - função de treinamento : gradiente descendente
    - Taxa de aprendizagem
    - número de nós na camada escondida
  - SVM: 4 funções de Kernel
    - linear, polynomial, radial basis, sigmoid

#### Resultados - Classificador Fuzzy & Bayesiano

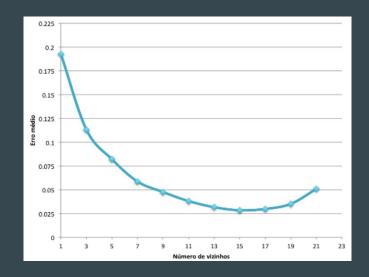
- Fuzzy: Conjunto de Medoids:
  - Classe 1: 124 e 687
  - Classe 2: 319 e 329

Resumo dos valores obtidos pelo classificador Fuzzy				
Erro global	0.464509			
Erro da classe 1	0.436102			
Erro da classe 2	0.518072			
Índice de Rand Corrigido	0.001540			

- Bayesiano:
  - Erro médio de 24.59%
  - Intervalo de confiança (0.239354  $\leq \mu \leq 0.252435$ ) = 95%.

#### Resultados - Método dos k-vizinhos

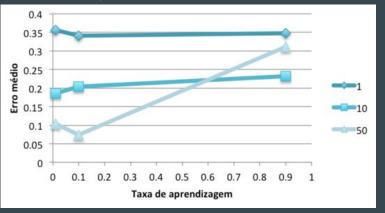
- Comparamos o número de vizinho e o erro médio obtido no conjunto TicTacToe em uma validação cruzada 10x10.
- Melhor configuração com k = 15
- Erro médio = 0.028421



- Intervalo de confiança (0.016759  $\leq \mu \leq 0.040083$ ) = 95%

#### Resultados - Regra da soma & MLP

- Regra da Soma:
  - Usamos o classificador Bayesiano e o melhor k-vizinhos (k=150
  - Erro médio = 0.102421
  - Intervalo de confiança = (0.092963 <= μ <= 0.111879) = 95%
- MLP
  - Intervalo de confiança =  $(0.076753 \le \mu \le 0.095458) = 95\%$
  - Erro médio = 0.086105



# Resultados - svm

Tipo de Kernel	Erro médio	Intervalo de confiança
Linear	0.339052	$(0.337473 \le \mu \le 0.340632) = 95\%$
Polinomial	0.228632	(0.223299 <= μ <= 0.233965) = 95%
Base radial	0.123789	(0.118528 <= μ <= 0.129050) = 95%
Sigmoidal	0.340947	(0.339175 <= μ <= 0.342719) = 95%

## Resultados - Resumo

Classificador	Erro Médio	Intervalo de confiança de 95%
Fuzzy	0.464509 <sup>1</sup>	-
Bayesiano	0.245895	$(0.239354 \le \mu \le 0.252435) = 95\%$
k-vizinhos (k=15)	0.028421	(0.016759 <= μ <= 0.040083) = 95%
Regra da soma	0.102421	(0.092963 <= μ <= 0.111879) = 95%
MLP	0.075684	(0.066773 <= μ <= 0.084595) = 95%
SVM - kernel de base radial	0.123789	(0.118528 <= μ <= 0.129050) = 95%

## Resultados - Comparação e Friedman teste

	Bayesiano	K-vizinhos	Soma	MLP	SVM
	ranking				
test 1	3	5	4	1	2
test 2	5	1	3	2	4
test 3	5	1	3	2	4
test 4	5	1	2	4	3
test 5	5	1	4	3	2
test 6	5	1	2.5	2.5	4
test 7	5	1	2	4	3
test 8	5	1	2	4	3
test 9	5	1	3	2	4
test 10	5	1	3.5	2	3.5
Média Rank	4.8	1.4	2.9	2.65	3.25

## Resultados - Comparação e Friedman teste

		<u> </u>	<u> </u>		
	Bayesiano	K-vizinhos	Soma	MLP	SVM
Bayesiano					
K-vizinhos					
Soma					
MLP					
SVM					

Figura que compara os classificadores, os pontos marcados em azul significam que os classificadores são significativamente diferentes em relação ao outro.

#### Discussão/Conclusões

- -Valores encontrados próximos da literatura.
- -K-vizinhos aparece como melhor classificador
- -Classificador Fuzzy aparece como pior classificador
- -Refinamento dos parâmetros tornou resultados melhores (k-vizinhos, MLP)
- -Estudo com limitações devido a base de dados utilizada
- -Dificuldades no experimento devido ao tempo de computação de alguns algoritmos

### Bibliografia

- [1] F. A. T. de Carvalho et al., "Relational Partitioning Fuzzy Clustering Algorithms Based on Multiple Dissimilarity Matrices". Fuzzy Sets and Systems, v. 215, p. 1-28, 2013.
- [2] T. M. Mitchell, Machine learning. Burr Ridge, IL: McGraw Hill, 1997.
- [3] A. P. Braga et al., Redes neurais artificiais: teoria e aplicações. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007.
- [4] L. Hubert and P. Arabie, "Comparing partitions." Journal of classification 2, no. 1, 1985.
- [5] J. Demšar, "Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets." The Journal of Machine Learning Research 7, 2006, pp. 1-30.
- [6] D. W. Aha, "Incremental constructive induction: An instance-based approach." In *Proceedings of the Eighth International Workshop on Machine Learning*, pp. 117-121. 1991.
- [7] C. J. Matheus and L. A. Rendell. "Constructive Induction On Decision Trees." In IJCAI, vol. 89, pp. 645-650, 1989.
- [8] C. J. Matheus, "Adding Domain Knowledge to SBL Through Feature Construction." In AAAI, pp. 803-808, 1990.