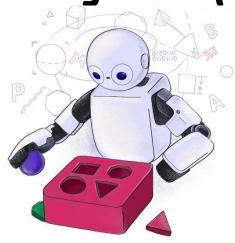
T320 - Introdução ao Aprendizado de Máquina II: *Classificação (Parte I)*





Felipe Augusto Pereira de Figueiredo felipe.figueiredo@inatel.br

A disciplina

- Continuação de **T319 Introdução ao Aprendizado de Máquina I**.
- *Curso introdutório* onde veremos os conceitos básicos de funcionamento dos seguintes algoritmos de *machine learning* (ML):
 - Classificadores
 - Regressão Logística
 - Regressão Softmax
 - Redes Neurais
 - Clustering
 - k-Means
- O curso terá sempre uma parte expositiva e outra prática para fixação dos conceitos introduzidos.
 - Quizzes e exercícios envolvendo os conceitos discutidos.

Objetivo do curso

- O objetivo principal do curso é apresentar
 - os conceitos fundamentais da teoria do aprendizado de máquina.
 - um *conjunto de ferramentas* (ou seja, algoritmos) de aprendizado de máquina para solução de problemas.
- Ao final do curso vocês devem ser capazes de
 - Entender e discutir sobre os principais algoritmos de ML.
 - Compreender a terminologia utilizada na área.
 - Entender o funcionamento de novos algoritmos de ML.
 - Aplicar algoritmos de ML para a resolução de problemas.





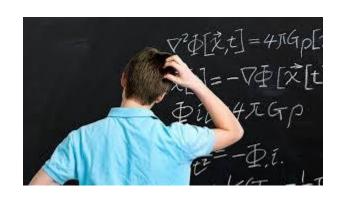
Critérios de Avaliação



- Dois (2) trabalhos em grupo com peso de 85% cada.
 - Envolve questões práticas e/ou teóricas.
 - Uma parte de cada trabalho será feita presencialmente.
- Dois (2) conjuntos de exercícios (*quizzes e laboratórios*) com peso de 15% cada.
 - Podem sempre ser entregues até a próxima aula.
 - Devem ser resolvidos de forma individual.
 - Exercícios serão atribuídos e entregues através do MS Teams.
- Extra: 10% da nota da FETIN na segunda nota.
 - O trabalho precisa usar IA.
- Frequência
 - Gerada automaticamente pelo Teams.
 - Por favor, acompanhem suas frequências no portal.







Cronograma

Aula	Data	Dia	Horário	Atividade
1	27/7/2024	Sábado	10:00 às 11:40	Introdução ao Aprendizado de Máquina
2	3/8/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
3	10/8/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
4	17/8/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
5	24/8/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
6	31/8/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
7	7/9/2024*			Introdução ao Aprendizado de Máquina
8	14/9/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
9	21/9/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
10	28/9/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
11	5/10/2024			Avaliação Presencial I (Projeto I) (Sala ???)
12	12/10/2024*			Introdução ao Aprendizado de Máquina
13	19/10/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
14	26/10/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
15	2/11/2024*			Introdução ao Aprendizado de Máquina
16	9/11/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
17	16/11/2024			Avaliação Presencial II (Projeto II) (Sala ???)
18	23/11/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
19	30/11/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina
20	7/12/2024			Introdução ao Aprendizado de Máquina

^{*}Feriados (reposições assíncronas)

Referências

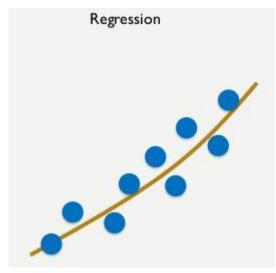
- [1] Stuart Russell e Peter Norvig, "Artificial Intelligence: A Modern Approach," Prentice Hall Series in Artificial Intelligence, 3rd ed., 2015.
- [2] Aurélien Géron, "Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems", 1st ed., O'Reilly Media, 2017.
- [3] Levy Boccato, "Notas de aula do curso Tópicos em Sistemas Inteligentes II Aprendizado de Máquina" (IA006), disponíveis em https://www.dca.fee.unicamp.br/~lboccato/ia006 2s2019.html (2019).
- [4] Joseph Misiti, "Awesome Machine-Learning," on-line data base with several free and/or open-source books (https://github.com/josephmisiti/awesome-machine-learning).
- [5] C. M. Bishop, "Pattern Recognition and Machine Learning," Springer, 1st ed., 2006.
- [6] Coleção de livros, https://tinyurl.com/mp64ksye

Avisos

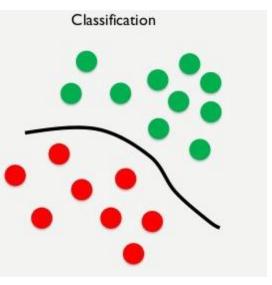
- Toda nossa comunicação (avisos, atendimentos e tarefas) será feita via Teams.
- Todas as aulas serão gravadas e os vídeos ficarão disponíveis na pasta "Recordings" dentro de "Arquivos".
- Todo material do curso está disponível no GitHub:
 - https://github.com/zz4fap/t320 aprendizado de maquina
- Entregas de exercícios (laboratórios e quizzes) devem ser feitas através do Teams.
 - Se atentem às datas e horários de entrega das atividades.
- Vídeos do minicurso de Python e de como usar o Colab estão na pasta "Recordings" dentro de "Arquivos".
- Horários de Atendimento
 - Professor: quartas-feiras das 17:30 às 18:30 e quintas-feiras das 16:00 às 17:00.
 - Monitor (*Vítor Oliveira: vitor.oliveira@ges.inatel.br*): terças-feiras das 17:30 às 19:30.
 - Atendimento remoto via Teams.

Classificação

- Tarefa (ou problema) de aprendizado supervisionado.
 - As saídas esperadas (rótulos) são conhecidas.
- Envolve encontrar uma função, f(x), que mapeie os atributos de entrada em *valores finitos e discretos*, ou seja, em classes.

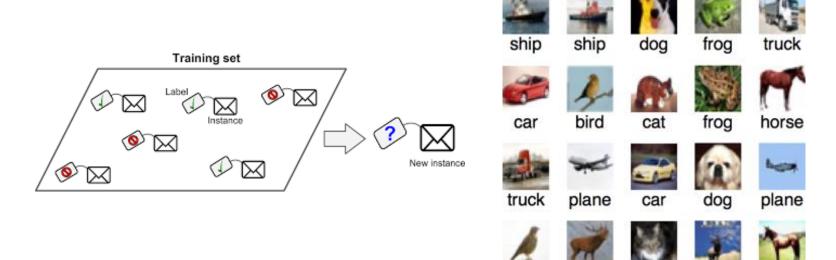


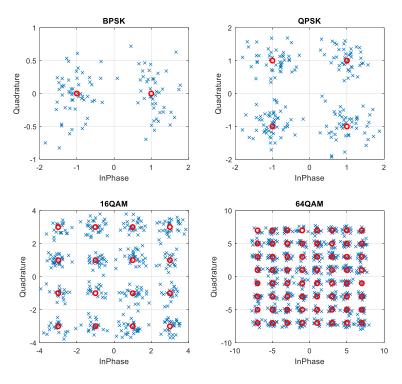
f(x) aproxima o comportamento dos dados.



f(x) classifica os dados.

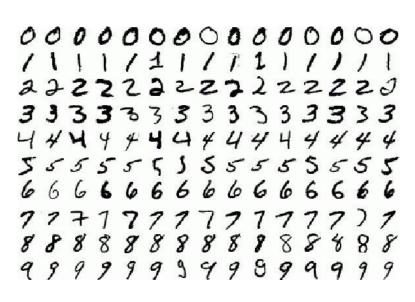
Tarefas de classificação





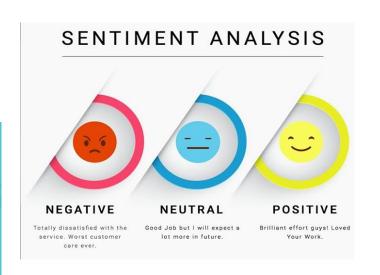
- Classificação de emails entre spam e ham (legítimo).
- Classificação de objetos em imagens ou vídeos.
- Detecção ou classificação de símbolos de modulações digitais.
- Classificação de modulações (QPSK, AM, FM, etc.).

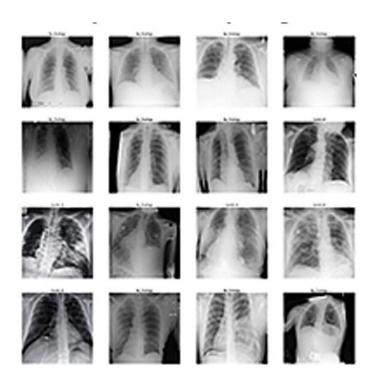
Tarefas de classificação





- Reconhecimento de texto e dígitos.
- Classificação de texto.
- Classificação de sentimentos.
- Classificação do doenças pulmonares





Definição do problema de classificação

- **Problema**: encontrar uma função, f(x), que atribua a um **exemplo de entrada**, x, uma de Q classes possíveis, as quais denotaremos como C_a , $q=1,\ldots,Q$.
 - Por exemplo, as classes podem ser
 - o Spam e ham (legítimo): Q = 2.
 - \circ Dígitos de 0 a 9: Q=10.
 - \circ Símbolos de uma modulação específica (e.g., QPSK: Q=4).
 - Objetos (carros, barcos, cães, gatos, etc.)
- Semelhante ao problema da *regressão linear*, existe um conjunto de treinamento com N pares de *vetores de atributos* e *rótulos* $\{x(i); y(i)\}_{i=0}^{N-1}$ que é utilizado para treinar um *classificador*, onde
 - $x(i) = [x_1(i) \cdots x_K(i)]^T \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ representa o *i*-ésimo vetor de atributos, o qual é composto por K atributos, $x_1(i), \dots, x_K(i)$;
 - e y(i) representa o *i*-ésimo *rótulo*.

Como representar a saída desejada?



- A saída desejada (i.e., rótulo) de um classificador para um vetor de atributos, x(i), deve ser um valor que identifique a qual classe o vetor x(i) pertence.
- Sendo assim, a saída de um classificador é uma variável categórica (i.e., finita e discreta).
- Portanto, para realizarmos o treinamento do modelo de classificação, nós devemos escolher uma representação numérica para as saídas desejadas.
- Assim, como veremos a seguir, duas opções podem ser adotadas, dependendo se a classificação é binária ou multi-classes.

Representação da saída desejada

- Classificação binária (Q=2): existem apenas duas classes possíveis, C_1 e C_2 , onde C_1 é chamada de classe negativa e C_2 de classe positiva.
- Portanto, nesse caso, podemos utilizar *uma única saída escalar binária* para indicar a *classe* correspondente ao *vetor de atributos*:

$$y(i) = \begin{cases} 0, & x(i) \in C_1 \\ 1, & x(i) \in C_2 \end{cases}.$$

- Assim, $y(i) \in \mathbb{R}^1$, de maneira que *o classificador realiza um* mapeamento $\mathbb{R}^{K \times 1} \to \mathbb{R}^1$, ou seja, y = f(x), onde $x \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ e $y \in \mathbb{R}^1$.
- Também é possível utilizar y(i) = -1 para $x(i) \in \mathcal{C}_1$, ou seja

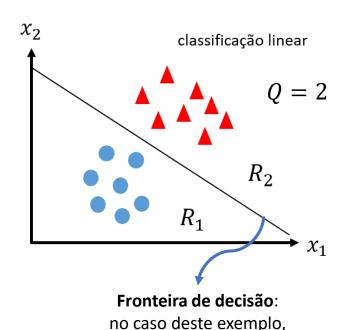
$$y(i) = \begin{cases} -1, & x(i) \in C_1 \\ 1, & x(i) \in C_2 \end{cases}.$$

Representação da saída desejada

- Classificação multi-classes: existem mais de 2 classes possíveis (Q > 2).
 - Uma estratégia bastante utilizada para representar estas classes é conhecida como codificação one-hot.
- Codificação one-hot: utiliza uma representação vetorial binária para as saídas.
 - Ou seja, as saídas são vetores com o valor 1 no elemento representando a classe do exemplo de entrada e 0 nos demais elementos.
 - Nesse caso, o *classificador* possui *múltiplas saídas* (Q saídas), cada uma representando uma classe específica.
 - Exemplo: imaginemos um classificador de notícias com quatro classes possíveis: esportes, política, ciências e variedades. Como seria a representação com a codificação one-hot?

```
esportes: \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T política: \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T Assim, y(i) \in \mathbb{R}^{Q \times 1}, de maneira que o classificador realiza um mapeamento \mathbb{R}^{K \times 1} \to \mathbb{R}^{Q \times 1}. variedades: \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T
```

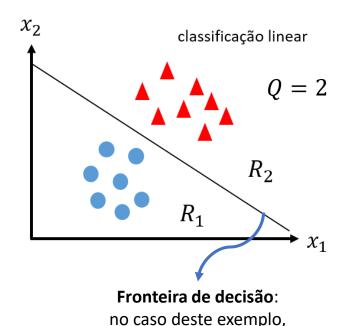
Fronteiras de decisão de um classificador



ela é uma reta.

- Antes, nós usávamos funções hipótese para aproximar o comportamento de um conjunto de dados, agora, as usaremos para separar grupos de dados (i.e., classes).
- Para facilitar o entendimento, vamos imaginar o *espaço bi-dimensional*, \mathbb{R}^2 , criado pelos *atributos* x_1 e x_2 , mostrado na figura ao lado.
- Os *pares de atributos* pertencem a duas classes (Q = 2):
 - lacktriangle Círculos azuis pertencem à classe \mathcal{C}_1 .
 - $lacktriange Triângulos vermelhos pertencem à classe <math>\mathcal{C}_2$.

Fronteiras de decisão de um classificador

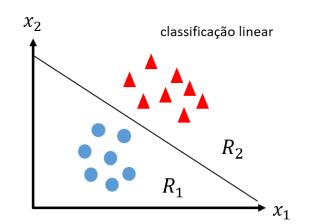


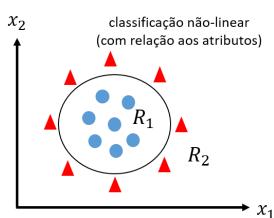
ela é uma reta.

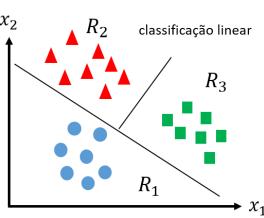
- Esse espaço pode ser dividido em *duas* regiões de decisão, R_1 e R_2 , onde cada região corresponde a uma classe.
- As regiões de decisão são separadas por fronteiras de decisão, que nada mais são do que funções.
- Na figura, como Q=2, temos apenas uma fronteira de decisão.
- Uma fronteira de decisão corresponde a uma superfície (também chamada de superfície de separação) no espaço de atributos que separa as classes.

Fronteiras de decisão de um classificador

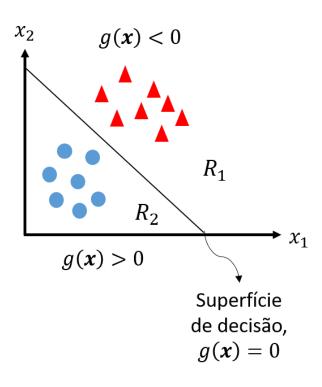
- As *superfícies de separação* podem ser *lineares* (e.g., retas e planos) ou *não-lineares* (e.g., círculos e elipses).
- As *superfícies de separação* são definidas por *funções* (lineares ou não) que separam as classes.
- Essas funções são normalmente chamadas de *funções discriminantes*, pois separam as classes.
- As figuras mostram regiões de separação em problemas de classificação binária e multi-classes.







Funções discriminantes



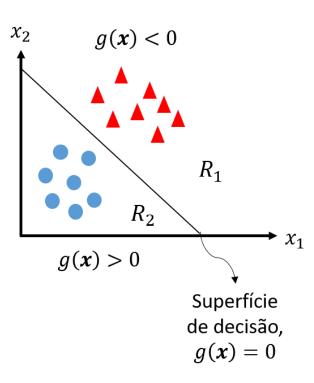
• Uma *função discriminante linear* pode ser escrita da seguinte forma

$$g(\mathbf{x}) = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_K x_K = \mathbf{a}^T \mathbf{x},$$

que nada mais é do que uma combinação linear dos atributos em relação aos pesos, assim como nós vimos em regressão linear.

- g(x) também pode ser interpretada como um **hiperplano** que separa as classes.
- Um *hiperplano* pode ser 1 ponto em 1D, uma reta em 2D, um plano em 3D, etc.
 - O coeficiente a_0 (**bias**) dá o deslocamento com relação à origem.
 - E o restante dos pesos determina a orientação do hiperplano.

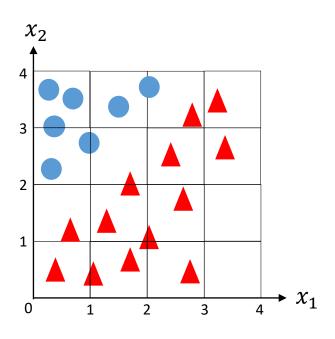
Funções discriminantes



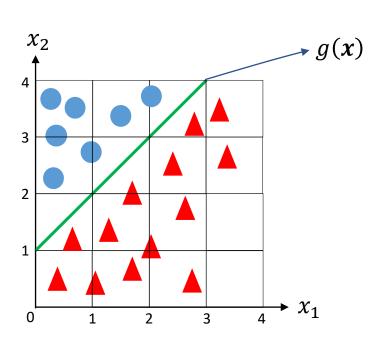
• Nosso *objetivo é encontrar os pesos da função discriminante* de tal forma que que a classe atribuída a um exemplo de entrada seja:

$$C_q = \begin{cases} 1, & g(\mathbf{x}) < 0 \\ 2, & g(\mathbf{x}) > 0 \\ \text{uma ou outra,} & g(\mathbf{x}) = 0 \end{cases}$$
indeterminação $g(\mathbf{x}) = 0$ classes.

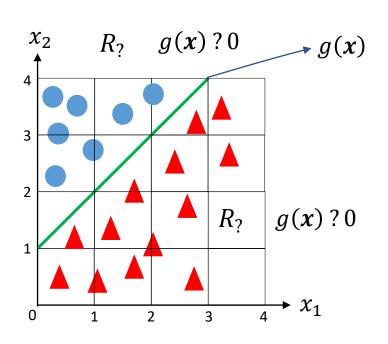
• OBS.: Podemos usar também *funções* discriminates não-lineares em relação aos atributos, e.g., $g(x) = a_0 + x_1^2 + x_2^2$ (eq. de um círculo centrado na origem, onde $a_0 = -r^2$).



- Analisem a figura ao lado.
- Temos 2 classes, 2 atributos, x_1 e x_2 , e queremos encontrar uma **função discriminate**, g(x), que as separe.
- Qual formato deve ter esta função discriminante para que ela tenha boa capacidade de generalização?
 - Lembrem-se do princípio da navalha de Occam: a explicação mais simples (i.e., menos complexa) é geralmente a mais provável de estar correta.



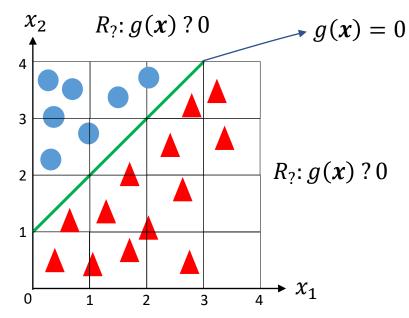
- Qual formato deve ter esta função discriminante para que ela tenha boa capacidade de generalização?
 - O formato mais simples, seguindo o princípio da navalha de Occam, é o de uma reta traçada no plano formado por x_1 e x_2 .



- Visualmente, nós traçamos a reta em uma posição que separe as classes da melhor forma possível.
- A *função discriminante* que representa esta reta é definida como

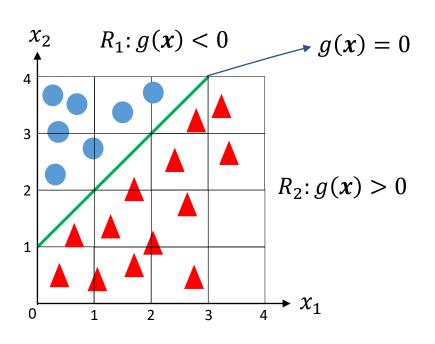
$$g(\mathbf{x}) = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2$$

- Agora que definimos o formato da função e sua posição no gráfico, precisamos encontrar os pesos e, com isso, definir as regiões de decisão.
- Como podemos encontrar os pesos?



- Se temos 3 incógnitas, precisamos de um sistema com 3 equações:
 - $(x_1 = 0, x_2 = 1) \rightarrow 0 = a_0 + a_2 : a_0 = -a_2$
 - $(x_1 = 1, x_2 = 2) \to 0 = a_0 + a_1 + 2a_2 : a_1 = -(a_0 + 2a_2)$
 - $(x_1 = 2, x_2 = 3) \rightarrow 0 = a_0 + 2a_1 + 3a_2 : a_1 = -(a_0 + 3a_2)/2$
- Resolvendo o sistema, encontramos $a_0=1$, $a_1=1$, $a_2=-1$, então

$$g(x) = 1 + x_1 - x_2$$



- Agora, vamos definir as *regiões de* decisão substituindo alguns valores em $g(x) = 1 + x_1 x_2$.
 - $x_1 = 1$ e $x_2 = 1$ resulta em g(x) > 0. ✓ Região da classe *positiva*, C_2 .
 - $x_1 = 1$ e $x_2 = 3$ resulta em g(x) < 0. ✓ Região da classe *negativa*, C_1 .
 - $x_1 = 1$ e $x_2 = 2$ resulta em g(x) = 0.
 - ✓ *Indeterminação*: não podemos afirmar a qual classe o exemplo pertence.
 - ✓ Podemos atribuir arbitrariamente a uma das duas classes ou escolher a classe que possui maior número de exemplos.

Tarefas

- Quiz: "T320 Quiz Classificação (Parte I)" que se encontra no MS Teams.
- Exercício Prático: Laboratório #1.
 - Pode ser acessado através do link acima (Google Colab) ou no GitHub.
 - Se atentem aos prazos de entrega.
 - Instruções para resolução e entrega dos laboratórios.

Obrigado!

