

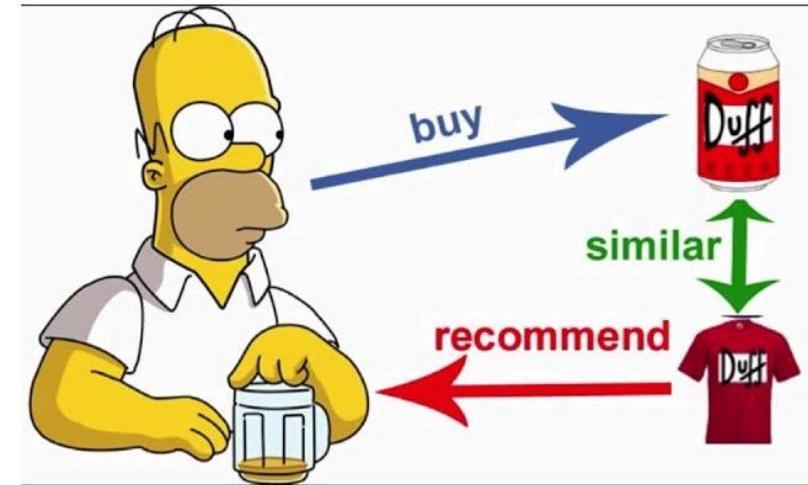
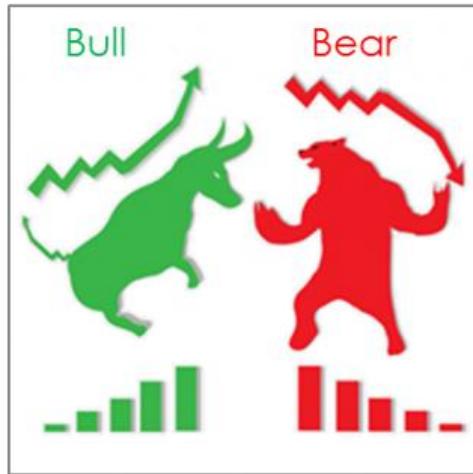
TP555 - Inteligência Artificial e Machine Learning: *k-Vizinhos mais Próximos*



Inatel

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

Motivação



- Além dos exemplos de classificação que nós vimos nas outras aulas, nós podemos também utilizar classificadores para:
 - Predizer se o mercado de ações irá subir ou cair.
 - Análise de crédito para diferenciar entre clientes de baixo e alto risco.
 - Sistemas de recomendação (e.g., de produtos como filmes, bebidas, etc.).

k-vizinhos mais próximos (k-NN)

- O algoritmo k-NN (do inglês, *k-Nearest Neighbours*) é uma das estratégias mais simples para se solucionar problemas tanto de **classificação** quanto de **regressão**.
- Ele é um algoritmo do tipo **não-paramétrico**, pois diferentemente dos outros algoritmos que vimos até o momento, não há um **modelo** a ser treinado, tampouco se faz qualquer suposição a respeito dos dados.
- A única suposição é que uma medida de distância entre dois exemplos pode ser calculada.
- **Funcionamento:**
 - O algoritmo necessita que todos os exemplos de treinamento, $\mathbf{x}(i) = [x_1(i) \ \cdots \ x_K(i)] \in \mathbb{R}^{K \times 1}$, e seus respectivos rótulos, $y(i)$, $i = 0, \dots, N - 1$, sejam **armazenados em memória**.
 - Em seguida, dado um exemplo de entrada \mathbf{x}' , a saída para este exemplo dependerá dos rótulos associados aos ***k* exemplos de treinamento mais próximos** do exemplo de entrada \mathbf{x}' no espaço de atributos.

k-vizinhos mais próximos (k-NN)

- O algoritmo usa ***similaridade/proximidade de atributos*** para prever os valores de quaisquer novos exemplos.
- Isso significa que um novo exemplo recebe um valor com base na sua proximidade com os exemplos do conjunto de treinamento.
- Por exemplo, para regressão, nós podemos tomar a ***média aritmética*** dos rótulos dos k vizinhos mais próximos:

$$\hat{y}(\mathbf{x}') = \frac{1}{k} \sum_{\mathbf{x}(i) \in N_k(\mathbf{x}')} y(i),$$

onde $N_k(\mathbf{x}')$ é a vizinhança de \mathbf{x}' , formada pelos exemplos de treinamento $\mathbf{x}(i)$ que correspondem aos k vizinhos mais próximos de \mathbf{x}' .

- Para classificação, por exemplo, dentre k vizinhos mais próximos, escolhemos a classe com maior número de exemplos.
- **OBS.:** Não confundam o número de atributos K com o número de vizinhos mais próximos, k .

k-Vizinhos mais Próximos (k-NN)

- Portanto, o uso do k-NN envolve a definição de:
 - Uma **métrica de distância** que deve ser calculada no **espaço de atributos** a fim de identificar os vizinhos mais próximos.
 - Um valor para o **hiperparâmetro** k , ou seja, a escolha do número de vizinhos que devem ser levados em consideração para a geração da saída correspondente ao exemplo de entrada, x' .
- Como k é um **hiperparâmetro** do algoritmo k-NN, pode-se utilizar, por exemplo, a abordagem da **validação cruzada k-fold** para encontrar o melhor valor de k .
- Podemos utilizar também **GridSearch** ou **RandomSearch**.
- Devido a estas características, o k-NN é visto como um **algoritmo de aprendizado competitivo**, uma vez que os elementos do modelo (que são os próprios exemplos de treinamento) competem entre si pelo direito de influenciar a saída do algoritmo quando a **medida de similaridade (distância)** é calculada para cada novo dado de entrada.

k-Vizinhos mais Próximos (k-NN)

- Além disso, o k-NN explora a ideia conhecida como ***lazy learning***, uma vez que o algoritmo não “*constrói*” um ***modelo*** até o instante em que uma predição é solicitada.
 - Ou seja, a “*construção*” do modelo é atrasada até que uma consulta seja feita.
- O k-NN segue o paradigma de ***aprendizado-baseado em exemplos***, onde ao invés de se treinar um modelo a partir do conjunto de treinamento, ele compara novos exemplos com os exemplos do conjunto de treinamento armazenados em memória.
- O k-NN tem como desvantagem o fato de que todos os dados de treinamento precisam ser ***armazenados e consultados*** para se identificar os ***k*** vizinhos mais próximos.
 - Portanto, a ***predição*** poderá ser demorada dependendo do tamanho do conjunto de treinamento, pois deve-se calcular a ***distância*** entre o exemplo de entrada e todos os exemplos do conjunto de treinamento.
 - Além disto, como vimos, o conjunto de treinamento deve ser armazenado em memória, e caso esse conjunto seja muito grande, pode não haver memória o suficiente para armazená-lo.

Métricas de distância

- **Definição:** Uma métrica de distância fornece a distância entre os elementos de um conjunto.
- Se a distância é igual a zero, os elementos são equivalentes, caso contrário, os elementos são diferentes uns dos outros.
- No nosso caso, a métrica serve para medir-se a distância entre os K atributos do vetor de entrada e os K atributos dos vetores do conjunto de treinamento.
- Existem várias ***métricas de distância***, mas vamos discutir apenas as mais utilizadas através de uma métrica de distância generalizada, chamada de ***distância de Minkowski***.

Métricas de distância

- **Distância de Minkowski:** é uma métrica definida no **espaço vetorial normado** (ou seja, um **espaço vetorial** no qual uma **norma vetorial**, $p(\cdot)$, é definida) que satisfaz algumas propriedades.
- A **norma vetorial**, $p(\cdot)$, é uma função que mapeia $\mathbb{R}^{K \times 1} \rightarrow \mathbb{R}$ e que exhibe as propriedades abaixo.
- Sejam 2 vetores, \mathbf{v} e $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{K \times 1}$, a norma $p(\cdot)$ dos vetores é uma **função com valores não-negativos** com as seguintes propriedades:
 - $p(\mathbf{v} + \mathbf{u}) \leq p(\mathbf{v}) + p(\mathbf{u})$ (ou seja, a norma satisfaz a **desigualdade do triângulo**).
 - $p(a\mathbf{v}) = |a|p(\mathbf{v})$, para todo $a \in \mathbb{R}$ (ou seja, a norma é **absolutamente escalável**).
 - Se $p(\mathbf{v}) = 0$, então $\mathbf{v} = \mathbf{0}$, ou seja, o **vetor nulo** (ou seja, a norma é **positiva definida**).

Distância de Minkowski

- A **distância de Minkowski** de ordem p é calculada usando-se a equação abaixo

$$p(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \left(\sum_{i=1}^K |x_i - y_i|^p \right)^{1/p}.$$

- A **distância de Minkowski** é uma métrica de **distância generalizada**, ou seja, podemos manipular a equação acima, através do parâmetro p , para calcular a distância entre dois pontos de formas diferentes.
- **Casos particulares:**
 - Para $p = 1$, temos a **distância de Manhattan**: $p(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^K |x_i - y_i|$.
 - Para $p = 2$, temos a **distância Euclidiana**: $p(\mathbf{x}; \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^K |x_i - y_i|^2}$.

k-NN para classificação

- Com relação ao problema da classificação, a saída da equação

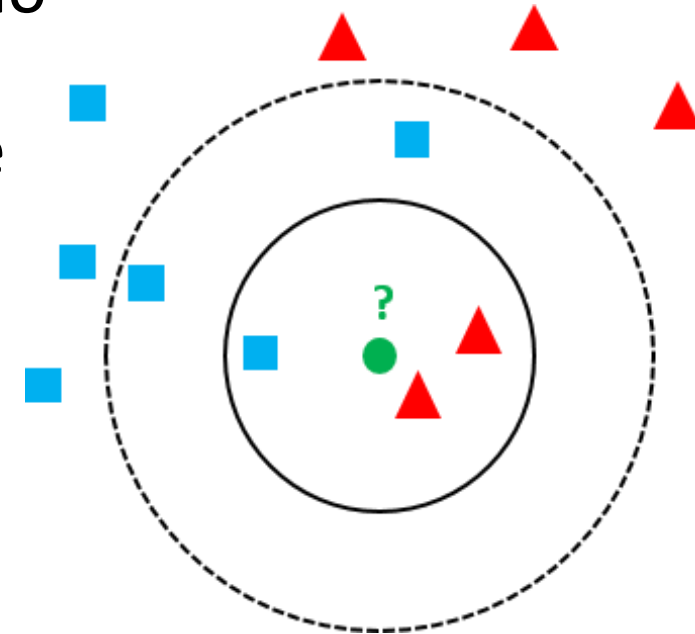
$$\hat{y}(\mathbf{x}') = \underset{\substack{\text{Voto majoritário} \nearrow \\ q \in Q}}{\arg \max} \sum_{\mathbf{x}(i) \in N_k(\mathbf{x}')} \delta(q, y(i)),$$

gerada pelo k-NN equivale a tomar o **voto majoritário** dos k vizinhos mais próximos de \mathbf{x}' , onde

- q é uma das classes do conjunto de classes Q ,
 - $N_k(\mathbf{x}')$ são os k vizinhos mais próximos de \mathbf{x}' , ou seja, os k exemplos de treinamento, $\mathbf{x}(i)$, mais próximos de \mathbf{x}' ,
 - $y(i)$ são as classes correspondentes aos k vizinhos mais próximos de \mathbf{x}' ,
 - $\delta(i, j) = 1$ se $i == j$ e 0 caso contrário.
- Em resumo, um novo exemplo de entrada, \mathbf{x}' , é classificado como sendo pertencente à classe que contiver o maior número de vizinhos de \mathbf{x}' .

k-NN para classificação

- **Exemplo de classificação com k-NN:** na figura ao lado, o exemplo de teste (ponto verde) pode ser classificado como pertencente à classe ***quadrados azuis*** ou à classe ***triângulos vermelhos*** dependendo do valor de k .
- Se $k = 3$ (círculo com linha sólida), ele é atribuído à classe de triângulos vermelhos pois existem 2 triângulos e apenas 1 quadrado dentro do círculo interno.
- Se $k = 5$ (círculo tracejado), ele é atribuído à classe de quadrados azuis (3 quadrados vs. 2 triângulos dentro do círculo externo).



k-NN para classificação

- Uma desvantagem da classificação por **votação majoritária** ocorre quando a distribuição das classes é desbalanceada.
- Ou seja, exemplos de uma **classe mais frequente** tendem a dominar a predição de um exemplo de entrada, pois tendem a ser comuns entre os k vizinhos mais próximos devido ao seu grande número.
- Portanto, nestas circunstâncias, uma técnica bastante utilizada para se classificar os exemplos de entrada é **atribuir pesos diferentes** à contribuição de cada vizinho à decisão final de tal forma que vizinhos mais próximos contribuem mais do que vizinhos mais distantes.
- Uma forma usual é definir os **pesos** como sendo **inversamente proporcionais às distâncias** dos vizinhos ao exemplo de entrada x' .

Exemplo: Classificação k-NN com SciKit-Learn

Import all necessary libraries.

`import numpy as np`

`import matplotlib.pyplot as plt`

`from matplotlib.colors import ListedColormap`

`from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier`

`from sklearn.datasets import make_blobs`

Importa classe
KNeighborsClassifier.

Number of examples.

`N = 100`

`centers = [[-1, 0], [0, 0]]`

Create a 2-class dataset for classification.

`x, y = make_blobs(n_samples=N, centers=centers, random_state=42)`

Cria duas classes de dados
que se sobrepõem.

Create an instance of Neighbours Classifier and fit the data.

`clf = KNeighborsClassifier(k, weights='distance')`

Train the classifier.

`clf.fit(x, y)`

Predict.

`clf.predict(x)`

Armazena conjunto de
dados na memória.

Realiza predição.

Peso de cada vizinho é o
inverso da distância para o
exemplo de entrada.

Número de vizinhos
mais próximos a
serem considerados.

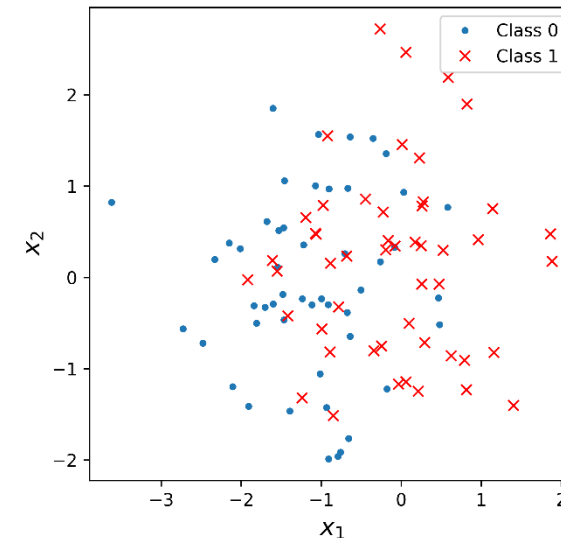
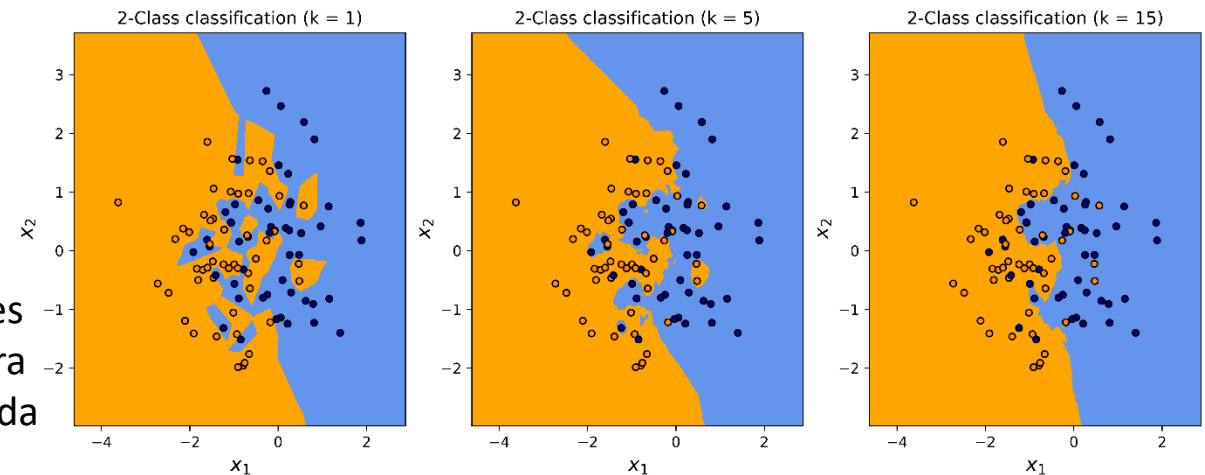


Figura com a
distribuição dos
exemplos de
treinamento.

A figura mostra a fronteira de decisão criada pelo k-NN para diferentes valores de k . Como podemos ver, à medida que k aumenta, a fronteira tende a ficar mais suave e menos regiões isoladas são criadas para cada classe.



Exemplo: [knn_classification_2_classes.ipynb](#)

k-NN para regressão

- Seja $N_k(\mathbf{x}')$ o conjunto formado pelos k exemplos de treinamento, $\mathbf{x}(j) \in \mathbb{R}^{K \times 1}, j = 1, \dots, k$, mais próximos ao exemplo de entrada \mathbf{x}' .
- As saídas associadas a estes exemplos de treinamento são denotadas por $y_j(\mathbf{x} \in N_k(\mathbf{x}')), j = 1, \dots, k$.
- Desta forma, quando utilizado para **regressão**, a saída do algoritmo k-NN para um novo exemplo de entrada, \mathbf{x}' , pode ser escrita de forma geral como

$$\hat{y}(\mathbf{x}') = \frac{\sum_{j=1}^k w_j y_j(\mathbf{x} \in N_k(\mathbf{x}'))}{\sum w_j},$$

onde $w_j, j = 1, \dots, k$ representa o peso associado ao j -ésimo vizinho de \mathbf{x}' .

- Os pesos associados aos vizinhos podem ser **uniformes** ou **inversamente proporcionais à distância**.

Exemplo: Regressão k-NN com SciKit-Learn

```
# Import all necessary libraries.
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor

# Generate sample data.
N = 40
np.random.seed(42)
X = np.sort((6*np.random.rand(N, 1) - 3), axis=0)
T = np.linspace(-3, 3, 100)[:, np.newaxis]
y = (0.5*X**2 + X + 2).ravel()
y_orig = (0.5*X**2 + X + 2).ravel()

y += np.random.randn(N)

# Fit regression model
n_neighbors = 5

plt.figure(figsize=(15,5))
for i, weights in enumerate(['uniform', 'distance']):
    knn = KNeighborsRegressor(n_neighbors, weights=weights)
    y_ = knn.fit(X, y).predict(T)

    plt.subplot(1, 2, i + 1)
    plt.scatter(X, y, color='darkorange', label='noisy data')
    plt.plot(X, y_orig, color='red', label='original data')
    plt.plot(T, y_, color='navy', label='prediction')
    plt.axis('tight')
    plt.legend()
    plt.title("KNeighborsRegressor (k = %i, weights = '%s') % (n_neighbors, weights))

plt.show()
```

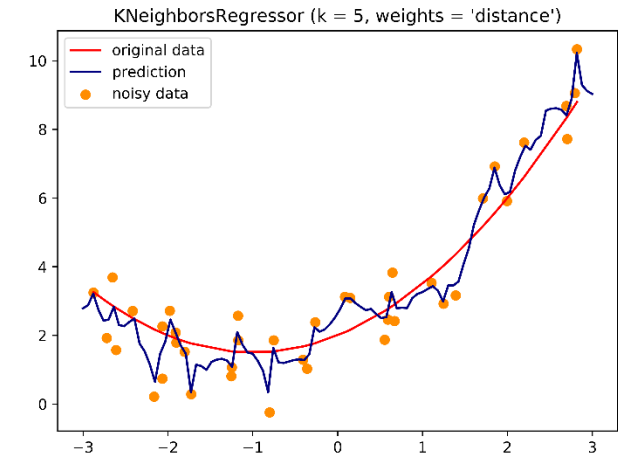
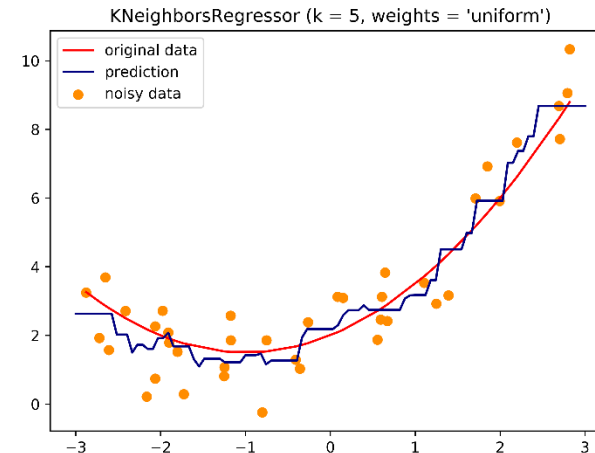
Importa classe KNeighborsRegressor.

Cria dados para regressão.

Peso de cada vizinho é uniforme ou o inverso da distância para o exemplo de entrada.

Armazena conjunto de dados na memória e realiza predição.

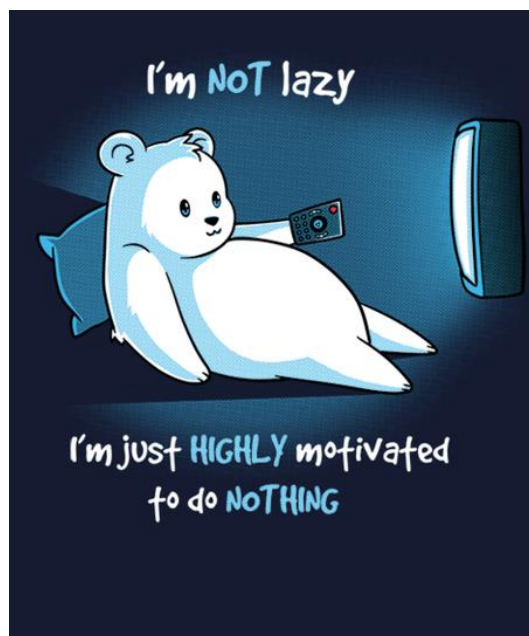
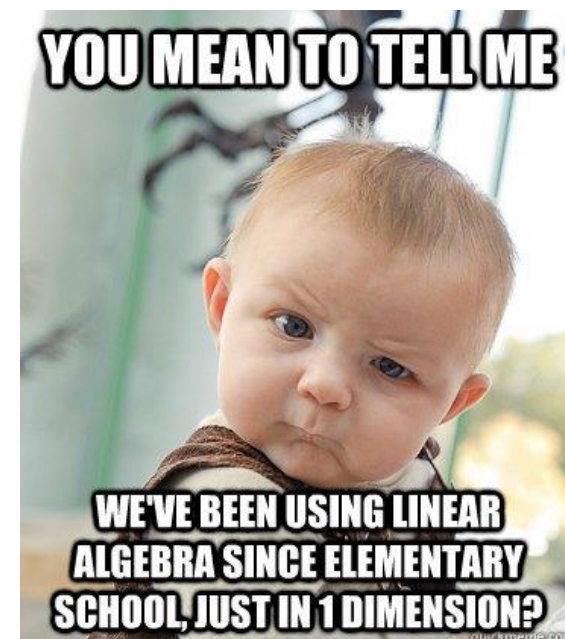
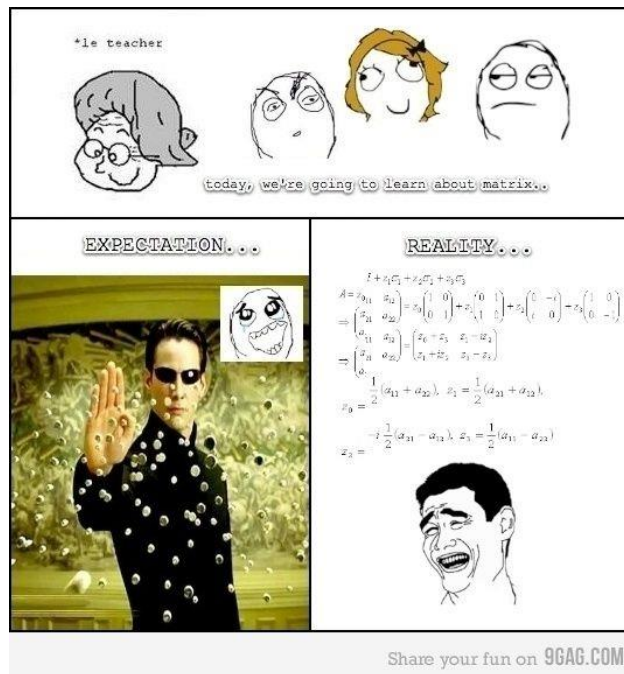
- A figura abaixo compara a regressão feita com o algoritmo k-NN quando os pesos associados aos vizinhos são **uniformes** (figura da esquerda) e **inversamente proporcionais à distância** (figura da direita).
- Pesos uniformes resultam em uma aproximação mais suave, pois o valor de saída será a média dos k valores, porém, com pesos inversamente proporcionais à distância, amostras próximas ao exemplo de entrada terão grande influência no valor de saída, fazendo com que ele seja bem próximo desse valor.



Avisos

- Lista de exercícios #6 e exemplos já estão disponíveis.
- Façam os exercícios:
 - Exercício 1
 - Exercício 5

Obrigado!



Figuras

