Inteligência Artificial - IC/UFF - 2016.1

#### Trabalho 2. Reconhecendo Flores usando MLPs

## Introdução

O segundo trabalho prático tem a ver com um problema clássico dentro da Inteligência Artificial: o reconhecimento de distintas flores de tipo Iris a partir do *Iris flower* dataset <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Iris\_flower\_data\_set">https://en.wikipedia.org/wiki/Iris\_flower\_data\_set</a>.

O dataset de flores íris foi originalmente proposto por Ronald Fisher <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Ronald\_Fisher">https://en.wikipedia.org/wiki/Ronald\_Fisher</a> no artigo de 1936 "The use of multiple measurements in taxonomic problems as an example of linear discriminant analysis".

- O dataset contem 50 amostras de cada espécie de íris: iris setosa, iris virginica e iris versicolor.
- Para cada amostra (flor) foram medidas (em centímetros) quatro características: o comprimento da sépala, a largura da sépala, o comprimento das pétalas e a largura das pétalas.
- Fisher, baseando-se nessas medições, desenvolveu um modelo linear discriminante que com capacidade para distinguir casa espécie das outras.

## Descrição do problema

Se queremos projetar um algoritmo para reconhecer as espécies de íris, quais podem ser os dados?

Precisamos um arranjo de duas dimensões [n\_samples x n\_features].
 Pergunta 1: A que ser refere n\_samples ?
 Pergunta 2: Qual é o significado de n\_features ?

**Nota:** Lembre-se que deve haver um número de propriedades é fixo para cada amostra.

## Carregamento dos dados usando scikit-learn

Ante tudo precisamos importar o módulo	future	para permitir a compatibilidade com Python 2 e
rine tado precisarios importar e medale	rucurc	para permitir a compatibilidade com r ythori 2 c

```
from __future__ import absolute_import, division, print_function, unicode_literals
```

scikit-learn permite carregar de uma forma fácil os dados das espécies de íris. scikit-learn inclui um arquivo csv e provê a função load\_iris() que devolve os dados como um conjunto de arrays.

```
from sklearn.datasets import load_iris
iris_data = load_iris()
```

A variável <u>iris\_data</u> é uma instancia da classe <u>Bunch</u>, que pode ser vista como um <u>dict</u> melhorado. Por exemplo, podemos ver as chaves fazendo:

```
print(iris_data.keys())

dict_keys(['DESCR', 'data', 'feature_names', 'target_names', 'target'])
```

Também é possível dar um olho na descrição do problema fazendo:

```
Python
print(iris_data['DESCR'])
Iris Plants Database
Notes
Data Set Characteristics:
   :Number of Instances: 150 (50 in each of three classes)
   :Number of Attributes: 4 numeric, predictive attributes and the class
   :Attribute Information:
       - sepal length in cm
       - sepal width in cm
       - petal length in cm
       - petal width in cm
       - class:
              - Iris-Setosa
              - Iris-Versicolour
              - Iris-Virginica
   :Summary Statistics:
   ________________
```

:Missing Attribute Values: None

:Class Distribution: 33.3% for each of 3 classes.

:Creator: R.A. Fisher

:Donor: Michael Marshall (MARSHALL%PLU@io.arc.nasa.gov)

:Date: July, 1988

This is a copy of UCI ML iris datasets. http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris

The famous Iris database, first used by Sir R.A Fisher

This is perhaps the best known database to be found in the pattern recognition literature. Fisher's paper is a classic in the field and is referenced frequently to this day. (See Duda & Hart, for example.) The data set contains 3 classes of 50 instances each, where each class refers to a type of iris plant. One class is linearly separable from the other 2; the latter are NOT linearly separable from each other.

#### References

-----

- Fisher,R.A. "The use of multiple measurements in taxonomic problems" Annual Eugenics, 7, Part II, 179-188 (1936); also in "Contributions to Mathematical Statistics" (John Wiley, NY, 1950).
- Duda, R.O., & Hart, P.E. (1973) Pattern Classification and Scene Analysis. (Q327.D83) John Wiley & Sons. ISBN 0-471-22361-1. See page 218.
- Dasarathy, B.V. (1980) "Nosing Around the Neighborhood: A New System Structure and Classification Rule for Recognition in Partially Exposed Environments". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-2, No. 1, 67-71.
- Gates, G.W. (1972) "The Reduced Nearest Neighbor Rule". IEEE Transactions on Information Theory, May 1972, 431-433.
- See also: 1988 MLC Proceedings, 54-64. Cheeseman et al"s AUTOCLASS II conceptual clustering system finds 3 classes in the data.
- Many, many more ...

iris\_data.data contem os valores das entradas (as X's nas slides da disciplina) e iris\_data.target contem os valores esperados correspondentes (nossas y's)

```
Python
 n_samples, n_features = iris_data.data.shape
 print('Número de amostras de entrada:', n samples)
 print('Número de atributo em cada amostra de entrada:', n_features)
 print('A primeira amostra:', iris_data.data[0])
 Número de amostras de entrada: 150
 Número de atributo em cada amostra de entrada: 4
 A primeira amostra: [ 5.1 3.5 1.4 0.2]
                                                               Python
 print('Dimensões das entradas:', iris_data.data.shape)
 print('Dimensões das classes:', iris_data.target.shape)
 Dimensões das entradas: (150, 4)
 Dimensões das classes: (150,)
A informação da classe a que corresponde cada amostra de entrada é armazenada em target de
forma numérica.
                                                               Python
 print(iris_data.target)
 2 2]
Os nomes correspondentes estão armazenados em target names :
                                                               Python
 print(iris_data.target_names)
```

### Visualizando o problema

['setosa' 'versicolor' 'virginica']

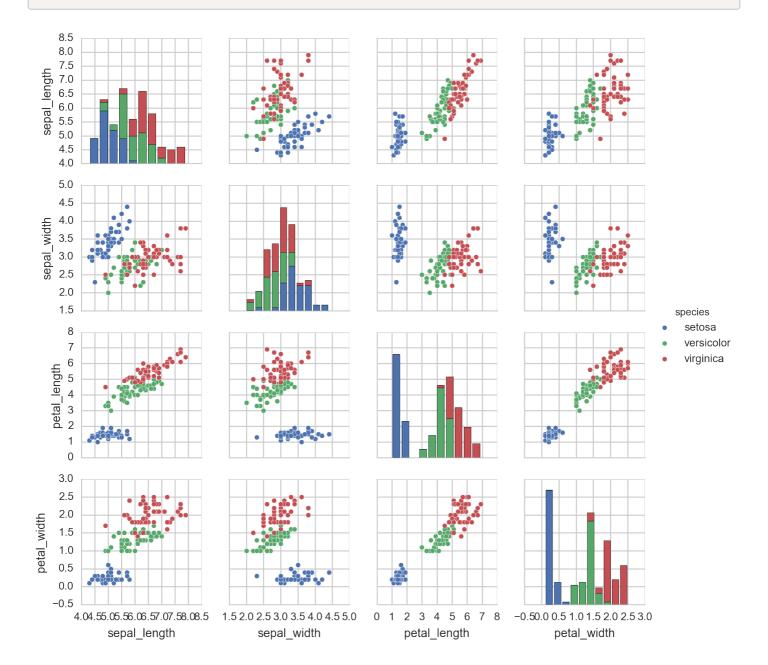
Vamos agora a visualizar a relação entre as propriedades. A biblioteca seaborn permite visualizar estas relações muito facilmente.

```
# ploting support stuff
import seaborn
seaborn.set_style('whitegrid')

# magic commands for configuring the notebook
%matplotlib inline
%config InlineBackend.figure_format = 'retina'
```

```
seaborn.pairplot(seaborn.load_dataset("iris"), hue="species", size=2);
```





# **Tudo pronto!**

· Vocês tem os dados!

 A tarefa agora é programar um Perceptron Multi-Camada (MLP), seu algoritmo de aprendizagem e ajustar seus hiper-parâmetros para que seja capaz de reconhecer as flores do dataset.

Pergunta 3: Que tipo de problema de aprendizado automático é este?

Pergunta 4: É preciso transformar os dados de alguma forma?

Pergunta 5: Como seria a implementação do ciclo treinamento/validação/teste?

#### Detalhes da implementação

Você(s) deve(m) implementar uma classe como a seguir:

```
class YourNameMLP():
    def __init__(self, params=None):
        'If params is None then the MLP is initialized with default values.'
        pass

def propagate(self, X):
        'Propagates the inputs in X returning a list of predictions.'
        pass

def learn(self, X, y):
        'Performs a learning iteration over the dataset.'
        pass
```

#### A sua tarefa:

- Responder as perguntas anteriores.
- Entregar a implementação do MLP como um arquivo py seguindo o arquivo de exemplo trabalho2 seu nome mlp.py.
- Gráficas de erro e progresso serão bem-vindas.
- Importante: não pode ser usada na implementação do MLP nenhuma biblioteca pre-existente, como, por exemplo, Keras, theano, TensorFlow, etc.
- Outras bibliotecas ( numpy , scikit-learn , etc.) podem ser usadas como suporte mas não como os algoritmos mesmos.
- O dicionário params deve conter a configuração do MLP, número de camadas, número de neurônios por camada, funções de ativação, etc.
- Os valores por defeito de params devem corresponder a os melhores valores achados por você(s).
- Os trabalhos podem ser feitos por grupos de 1, 2, ou 3 alunos.

# **Entregas**

- Os trabalhos devem ser entregues via o Google Classroom da disciplina.
- Em caso você tenha mais de um arquivo, entregar como arquivo zip.