Machine Learning

Prof. Tiago Lima

Sobre o Palestrante

- Bacharel em Ciência da Computação (UNICAP).
- Doutorado e Mestrado em Ciência da Computação (CIn-UFPE).
- Autor de diversas publicações, além de revisor de artigos para conferências relacionadas à Computação Inteligente.
- Atualmente aplica Computação Inteligente em problemas de saúde através de parcerias com o IMIP e HCP.

Roteiro

- Teoria
 - Introdução
 - Dados
 - Modelos
 - Avaliação
- Prática
 - Orange Data Mining
 - Instalação
 - Widgets e Canvas
 - Carregando seus Dados
 - Fazendo Previsões

Teoria

Problemas são resolvidos em computação por meio da escrita de **algoritmos**, que especificam o passo a passo de como um problema pode ser resolvido. No entanto, não é fácil escrever programas que realizem com eficiência algumas tarefas do nosso dia a dia, como reconhecer pessoas pelo rosto ou pela fala.

Que características dos rostos ou da fala serão consideradas?

- Detecção de Face:
 - O que fazer para diferentes expressões faciais de uma pessoa?
 - O que fazer com alterações, como o uso de óculos ou barba?
- Detecção de Fala:
 - O que fazer com mudanças na voz por uma gripe ou estado de espírito?

Seres humanos conseguem realizar essas tarefas com relativa facilidade. Fazem isso por meio de **reconhecimento de padrões**, quando aprendem o que deve ser observado em um rosto ou na fala para conseguir identificar pessoas <u>após terem tido vários exemplos de rostos ou falas com identificação clara</u>.

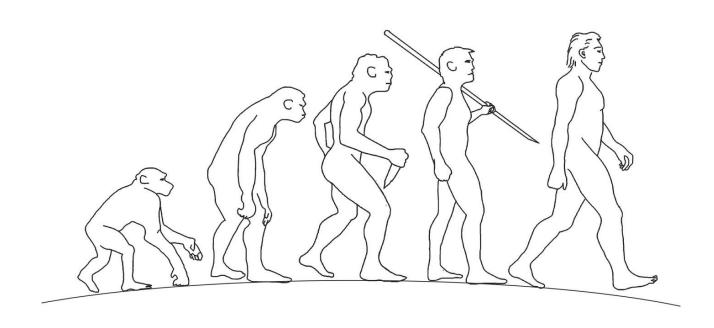
Apesar da dificuldade (ou até mesmo impossibilidade) de escrever um algoritmo que possa lidar de maneira eficiente com tarefas de reconhecimento de padrões, o número de vezes que essas tarefas precisam ser realizadas diariamente é muito grande. Aliado a isso, o volume de informações considerado torna difícil (ou impossível) a realização por seres humanos.

Inteligência Artificial

Técnicas de Inteligência Artificial, em particular Aprendizado de Máquina, têm sido utilizadas com sucesso em um grande número de problemas reais no reconhecimento de padrões



Inteligência



Inteligência Artificial

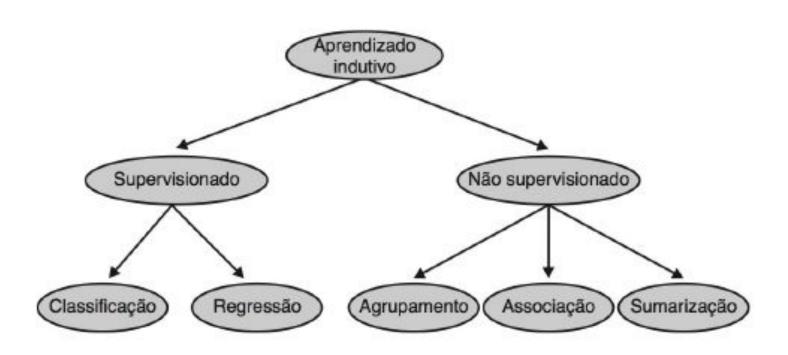
- **No início**, o processo de aprendizado (ou aquisição do conhecimento) envolvia entrevistas com especialistas para descobrir regras. Esses programas eram conhecidos como **Sistemas Especialistas**.
- Com a crescente complexidade dos problemas a serem tratados e do volume de dados, torna-se clara a necessidade de ferramentas mais autônomas, reduzindo intervenção humana e dependência de especialistas.
- Para isso, essas técnicas deveriam ser capazes de **criar por si próprias**, a partir da experiência, uma hipótese ou função capaz de resolver o problema.

Aprendizado de Máquina (AM)

"A capacidade de melhorar o desempenho na realização de alguma tarefa por meio da experiência".

Mitchel, 1997.

Aprendizado Indutivo



- A cada dia uma quantidade enorme de dados é gerada. Uma estimativa diz que a cada 20 meses dobra a quantidade de dados armazenada nos bancos de dados do mundo [Witten *et al*, 2011]. Esses são oriundos de transações financeiras, monitoramento ambiental, dados clínicos, imagens, etc.
- Conjuntos de dados são formados por informações que podem representar um objeto físico, como uma pessoa, ou uma noção abstrata, como os sintomas apresentados por um paciente.

- Os dados podem ser representados por uma matriz de objetos: $X_{n\times d}$, em que **n** é o número de objetos e **d** é o número de atributos de cada objeto.
- Cada elemento dessa matriz de objetos x_{i,j}, contém o valor da j-ésima característica para o i-ésimo objeto.

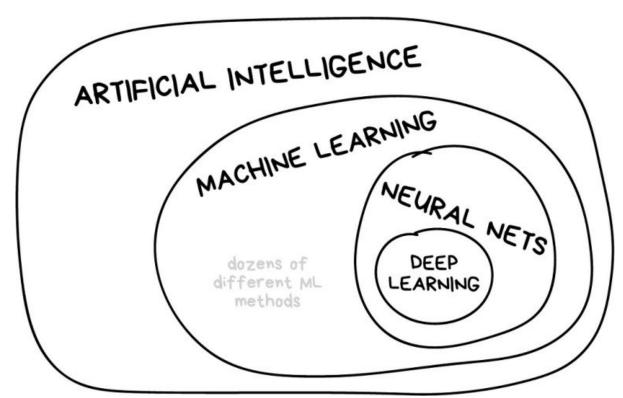


Id.	Nome	Idade	Sexo	Peso	Manchas	Temp.	# Int.	Est.	Diagnóstico
4201	João	28	M	79	Concentradas	38,0	2	SP	Doente
3217	Maria	18	F	67	Inexistentes	39,5	4	MG	Doente
4039	Luiz	49	M	92	Espalhadas	38,0	2	RS	Saudável
1920	José	18	M	43	Inexistentes	38,5	8	MG	Doente
4340	Cláudia	21	F	52	Uniformes	37,6	1	PE	Saudável
2301	Ana	22	\mathbf{F}	72	Inexistentes	38,0	3	RJ	Doente
1322	Marta	19	F	87	Espalhadas	39,0	6	AM	Doente
3027	Paulo	34	M	67	Uniformes	38,4	2	GO	Saudável

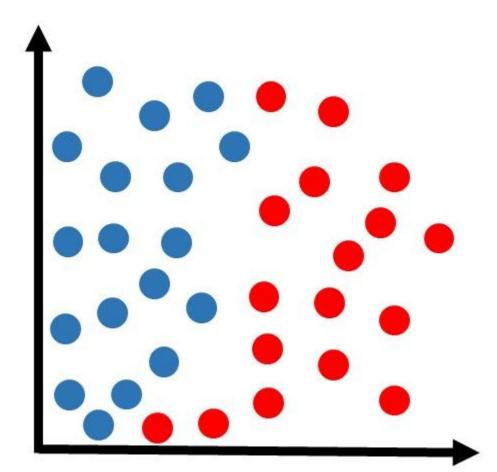
Técnicas de pré-processamento de dados são frequentemente utilizadas para tornar os conjuntos de dados mais adequados para o uso em algoritmos de AM.

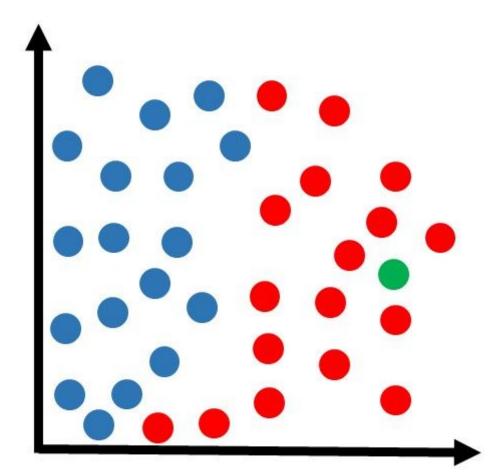
- Eliminação manual de atributos
- Integração de dados
- Amostragem de dados
- Balanceamento de dados
- Limpeza de dados
- Redução da dimensionalidade
- Transformação de dados

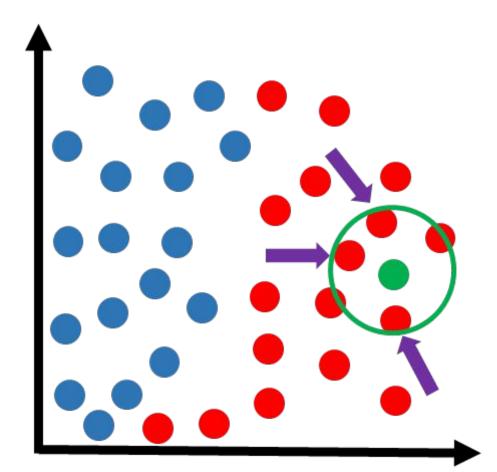
Modelos

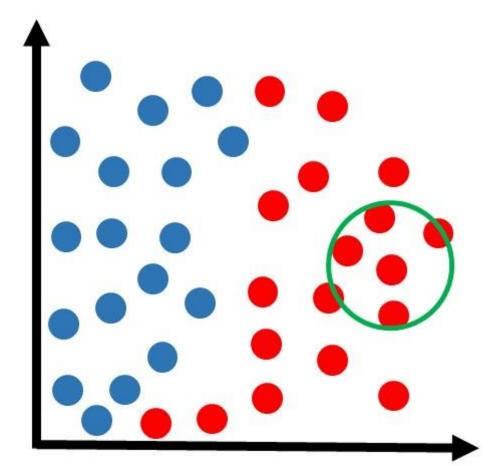


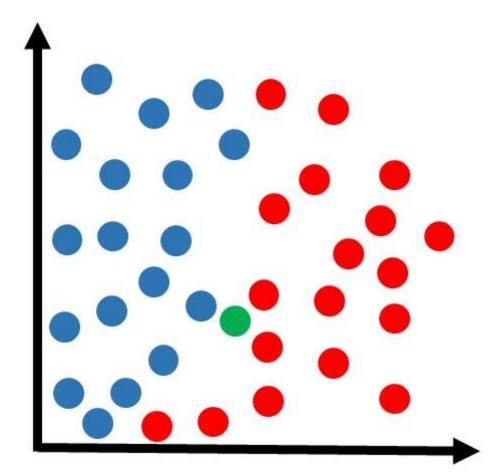
- K-nearest neighbors, ou "K-vizinhos mais próximos", costuma ser um dos primeiros algoritmos aprendidos por iniciantes no mundo do AM.
- Classificar cada amostra desconhecida avaliando sua distância em relação aos vizinhos mais próximos. Se a vizinhança for majoritariamente de uma classe, a amostra em questão será classificada nesta categoria.

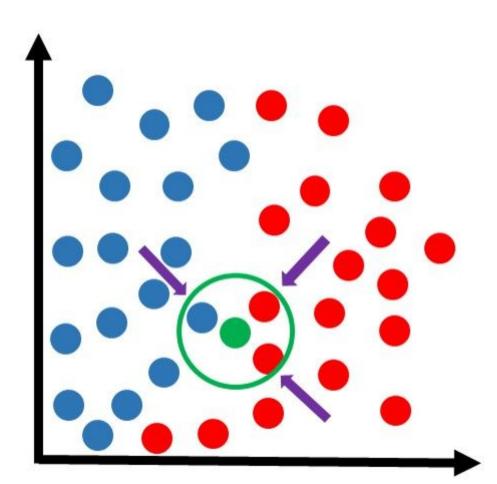


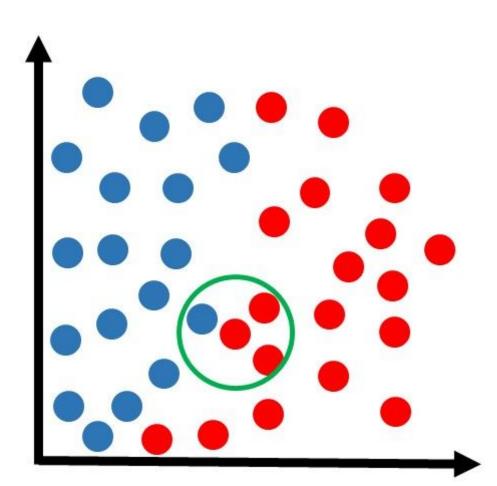


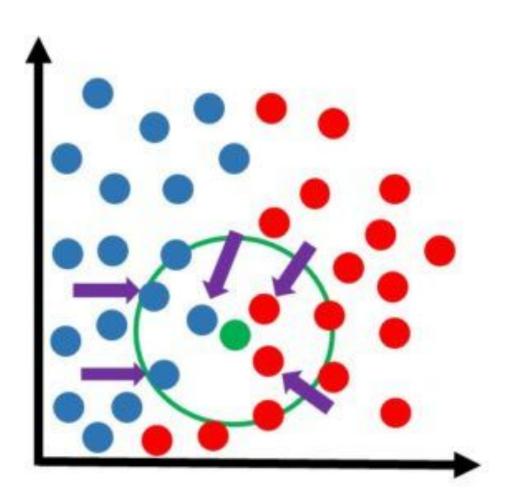


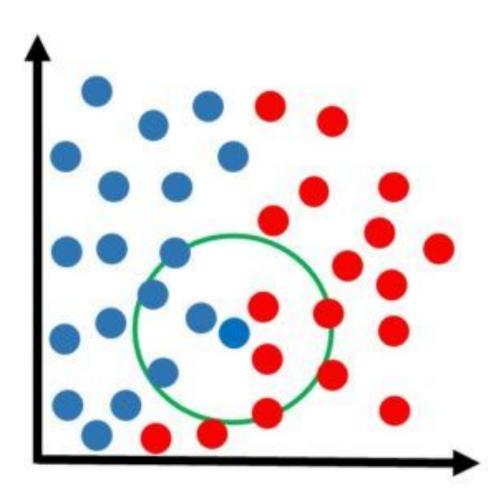












Modelos - Tree

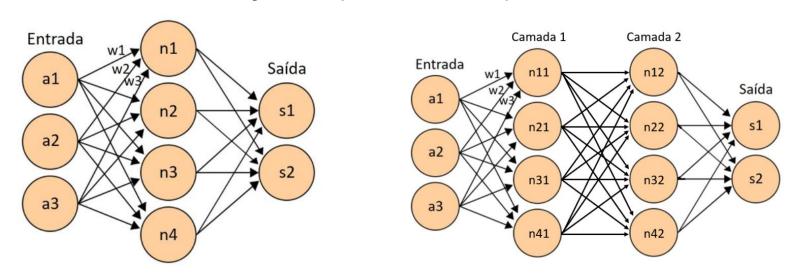
As árvores de Decisão, como o próprio nome sugere, nesse modelo vários pontos de decisão serão criados. Estes pontos são os "nós" da árvore e em cada um deles o resultado da decisão será seguir por um caminho, ou por outro. Os caminhos existentes são os "ramos".

Vou para praia?

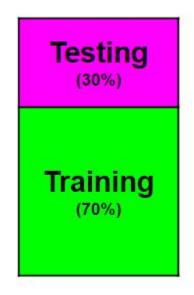


Modelos - Neural Networks

De maneira simplificada, podemos enxergar uma rede neural como uma estrutura que conecta pequenas unidades, os neurônios, de forma organizada. Através desta organização, a combinação das operações unitárias simples realizadas por cada neurônio levará a soluções de problemas complexos.



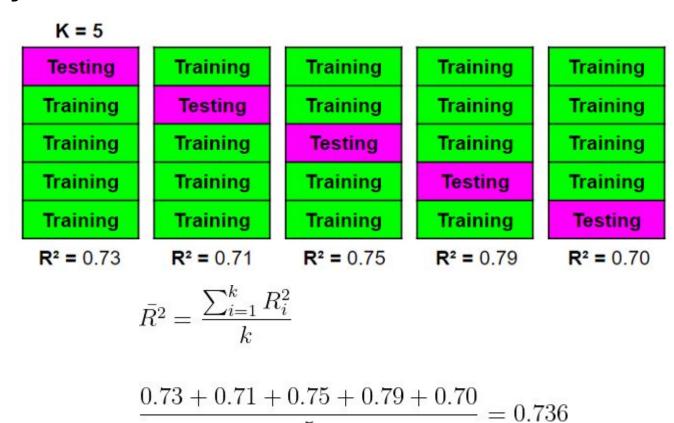
Avaliação - Treino e Teste



Avaliação - KFOLD Cross Validation



Avaliação



Avaliação - Matriz de Confusão



Avaliação - Matriz de Confusão



Avaliação - Acurácia

A acurácia, ou *accuracy* em inglês, nos diz quantos de nossos exemplos foram de fato classificados corretamente, independente da classe. Por exemplo, se temos 100 observações e 90 delas foram classificadas corretamente, nosso modelo possui uma acurácia de 90%. A acurácia é definida pela fórmula abaixo:

Avaliação - Acurácia

Em alguns problemas a acurácia pode ser elevada mas, ainda assim, o modelo pode ter uma performance inadequada. Por exemplo, considere o modelo que classifica exames de câncer entre positivo ou negativo para a doença, e em nosso conjunto de dados temos 1000 exemplos, sendo 990 de pacientes sem câncer e 10 de pacientes com câncer. Caso nosso modelo seja ingênuo e sempre classifique todos os exemplos com negativo (sem câncer), ele ainda obteria uma acurácia de 99%. O que parece uma excelente métrica, mas na verdade não estamos avaliando nosso modelo de forma adequada. Para melhor avaliar modelos que lidam com conjuntos de dados desbalanceados como este, outras métricas que serão apresentadas em seguida devem ser utilizadas.

Avaliação - Precisão

A precisão, ou *precision* em inglês, também é uma das métricas mais comuns para avaliar modelos de classificação. Esta métrica é definida pela razão entre a quantidade de exemplos classificados corretamente como positivos e o total de exemplos classificados como positivos, conforme a fórmula abaixo:

Avaliação - Precisão

A precisão dá ênfase maior para os erros por falso positivo. Podemos entender a precisão como sendo a expressão matemática para a pergunta: dos exemplos classificados como positivos, quantos realmente são positivos? Voltando ao exemplo do modelo de câncer, se o valor para a precisão fosse de 90%, isto indicaria que a cada 100 pacientes classificados como positivo, é esperado que apenas 90 tenham de fato a doença.

Avaliação - Revocação

Ao contrário da precisão, a revocação, ou *recall* em inglês e também conhecida como sensibilidade ou taxa de verdadeiro positivo (TPR), dá maior ênfase para os erros por falso negativo. Esta métrica é definida pela razão entre a quantidade de exemplos classificados corretamente como positivos e a quantidade de exemplos que são de fato positivos, conforme a fórmula abaixo:

Avaliação - Revocação

A revocação busca responder a seguinte pergunta: de todos os exemplos que são positivos, quantos foram classificados corretamente como positivos? Considerando o exemplo do modelo de câncer, se o valor para a revocação fosse de 95%, isto indicaria que a cada 100 pacientes que são de fato positivos, é esperado que apenas 95 sejam corretamente identificados como doentes.

Prática

Orange Data Mining



Orange Data Mining - Instalação







ndows

Download the latest version for Windows

Download Orange 3.33.0

Standalone installer (default)

Orange3-3.33.0-Miniconda-x86_64.exe (64 bit)

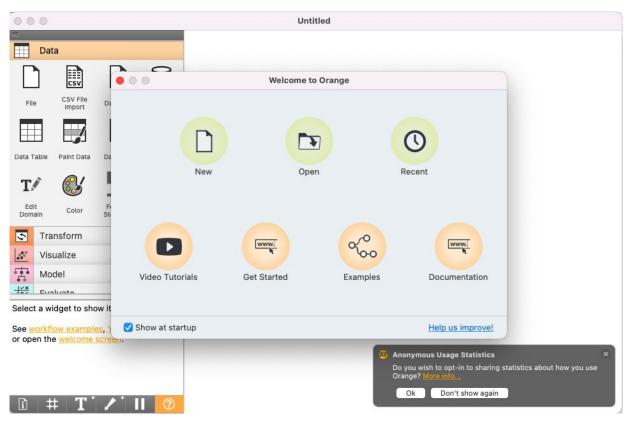
Can be used without administrative priviledges.

Portable Orange

Orange3-3.33.0.zip

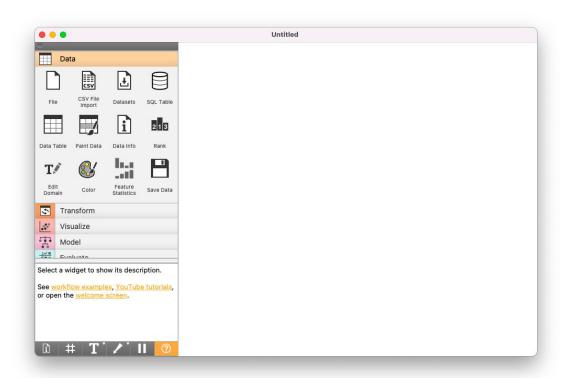
No installation needed. Just extract the archive and open the shortcut in the extracted folder.

Orange Data Mining - Boas Vindas



Orange Data Mining - New





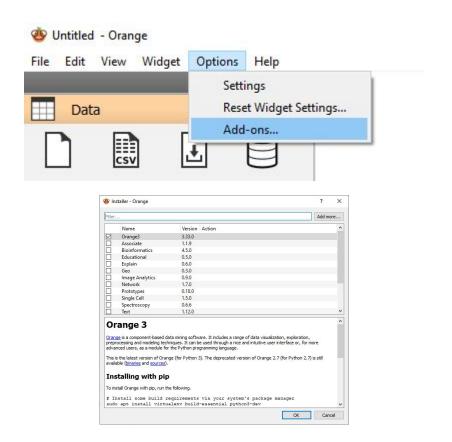
Canvas



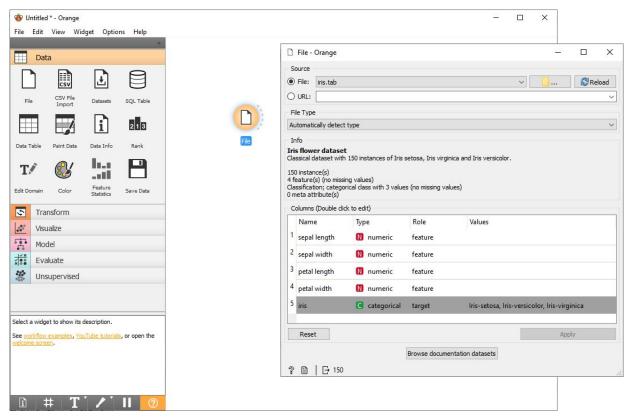
Orange Data Mining - Widgets

São as **unidades computacionais** do Orange: Lêem dados, processam-nos, visualizam-nos, fazem clustering, constroem modelos preditivos, etc.

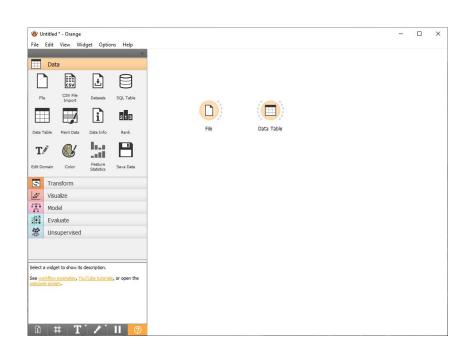




Orange Data Mining - Widget "File" (Arquivo)

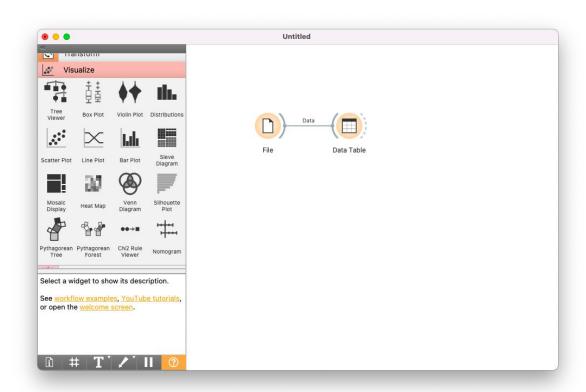


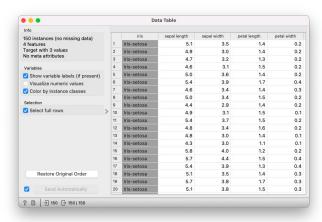
Orange Data Mining - Widget "Data Table"



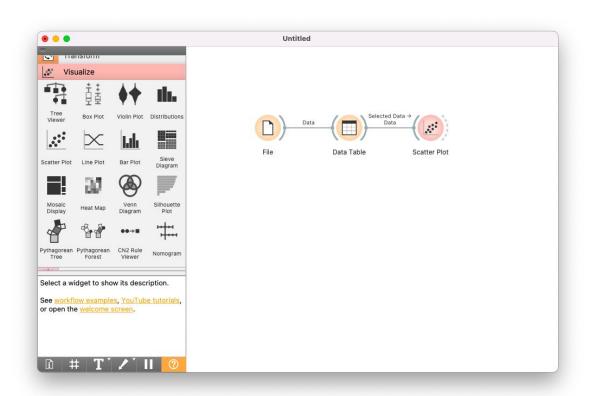
- Perceba que Widgets podem ter um canal de entrada, um canal de saída, ou ambos.
- Para alimentar os dados do Widget File para o Widget Data Table, arraste uma linha a partir do lado da saída do primeiro à entrada do segundo.

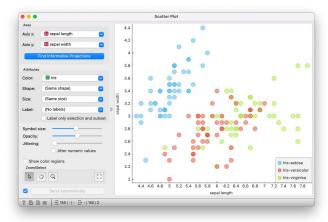
Orange Data Mining - Widget "Data Table"



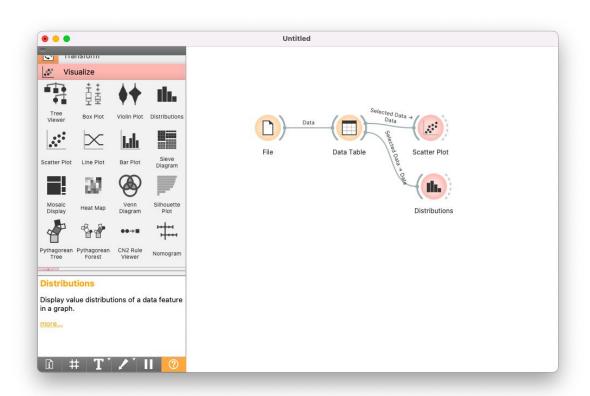


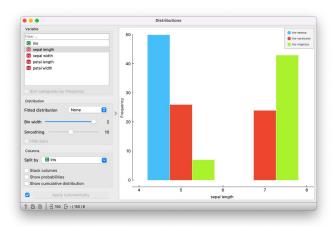
Orange Data Mining - Widget "Scatter Plot"

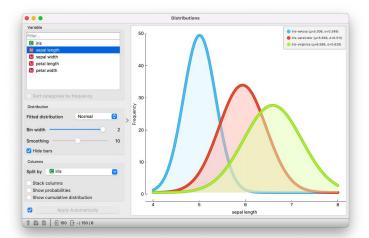


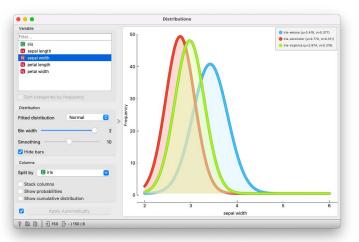


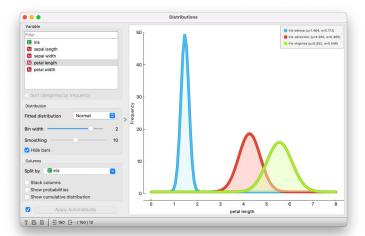
Orange Data Mining - Widget "Distribution"

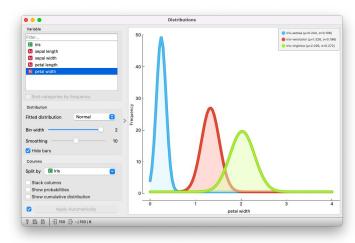




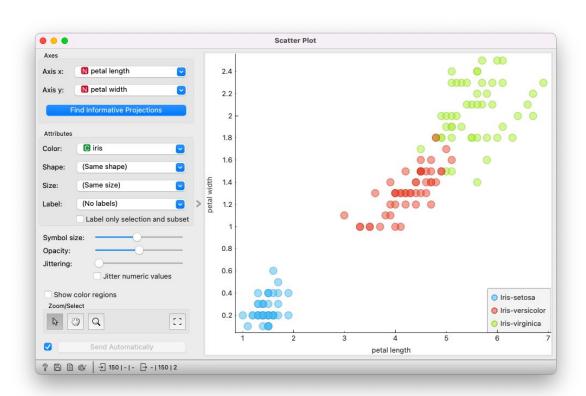


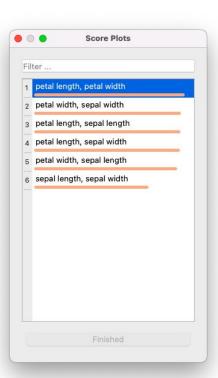






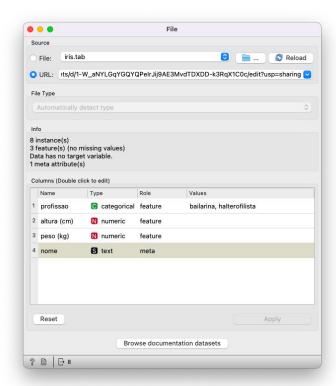
Orange Data Mining - Widget "Scatter Plot"





Orange Data Mining - Carregando seus Dados

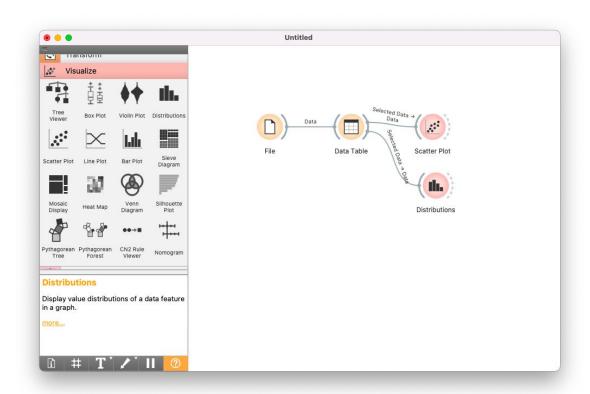
- Orange pode ler vários formatos, como xlsx, tab, csv, etc.
- Os dados são dispostos em uma tabela na qual os registros (ou objetos) estão em linhas e os atributos (ou características) estão em colunas.



Exercício

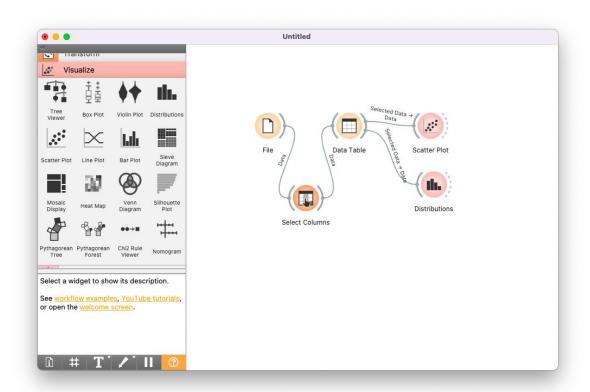
- 1. Crie uma tabela com as colunas: nome, peso, altura, profissão.
- 2. Preencha a tabela com informações de bailarinas e halterofilistas.
- 3. Gerar gráficos de dispersão e distribuição da sua tabela.

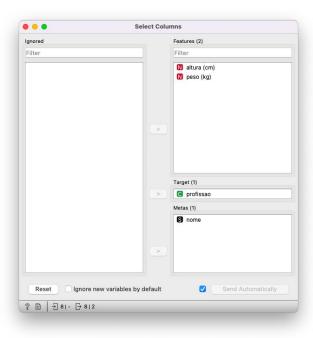
Orange Data Mining - Widget "Select Columns"



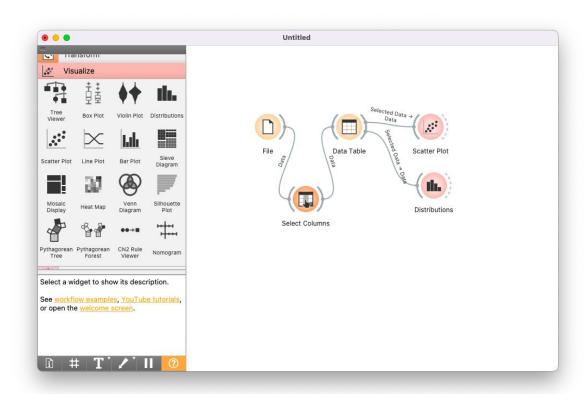


Orange Data Mining - Widget "Select Columns"



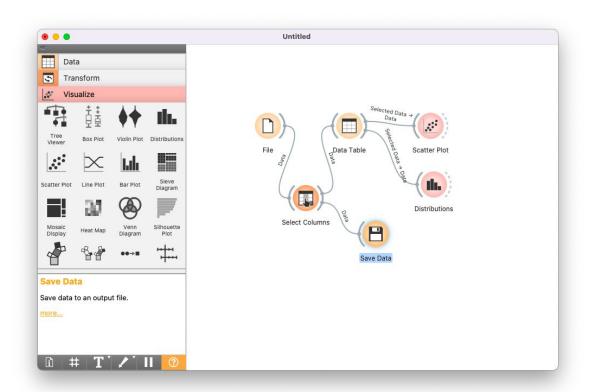


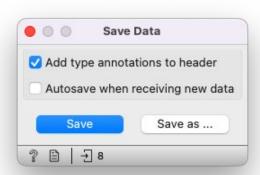
Orange Data Mining - Widget "Save Data"





Orange Data Mining - Widget "Save Data"



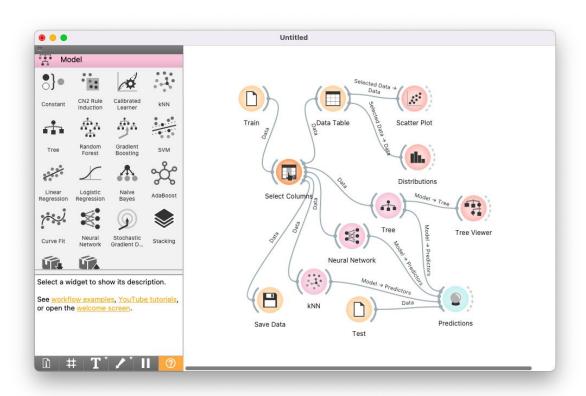


Orange Data Mining - Fazendo Previsões

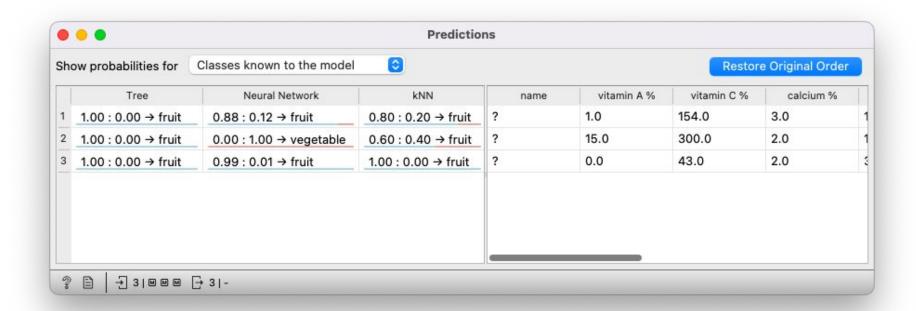
Uma das principais características de um cientista de dados é prever o futuro.



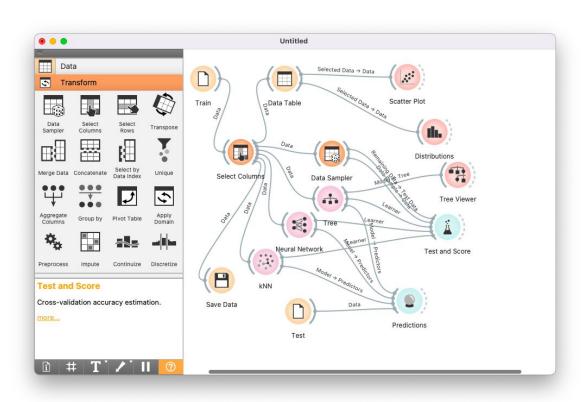
Orange Data Mining - Widget "Predictions"



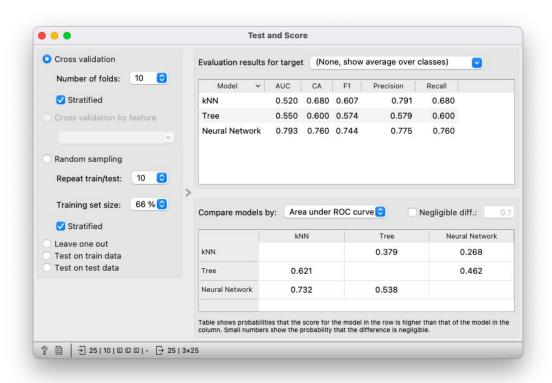
Orange Data Mining - Widget "Predictions"



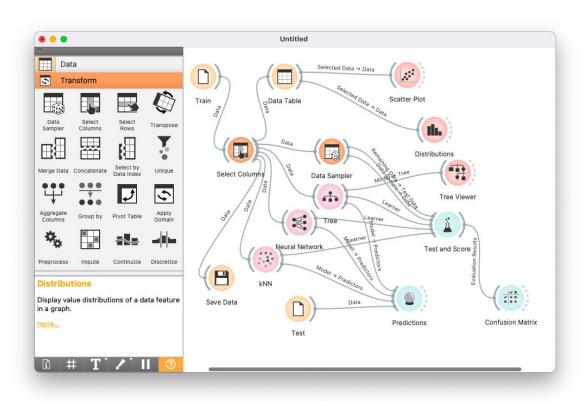
Orange Data Mining - Widget "Test and Score"



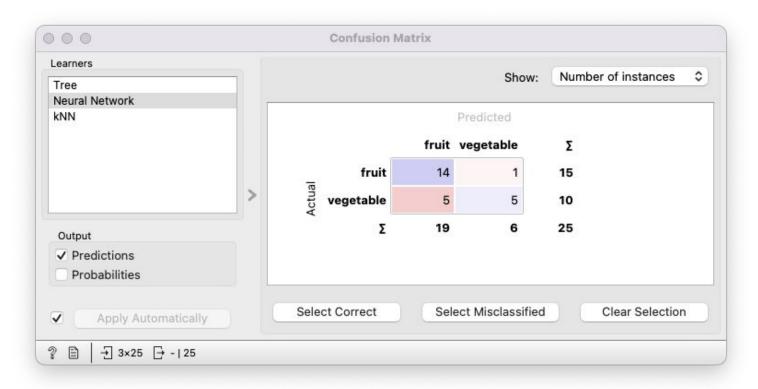
Orange Data Mining - Widget "Test and Score"



Orange Data Mining - Widget "Confusion Matrix"



Orange Data Mining - Widget "Confusion Matrix"



Considerações Finais

scikit-learn: https://scikit-learn.org/stable/