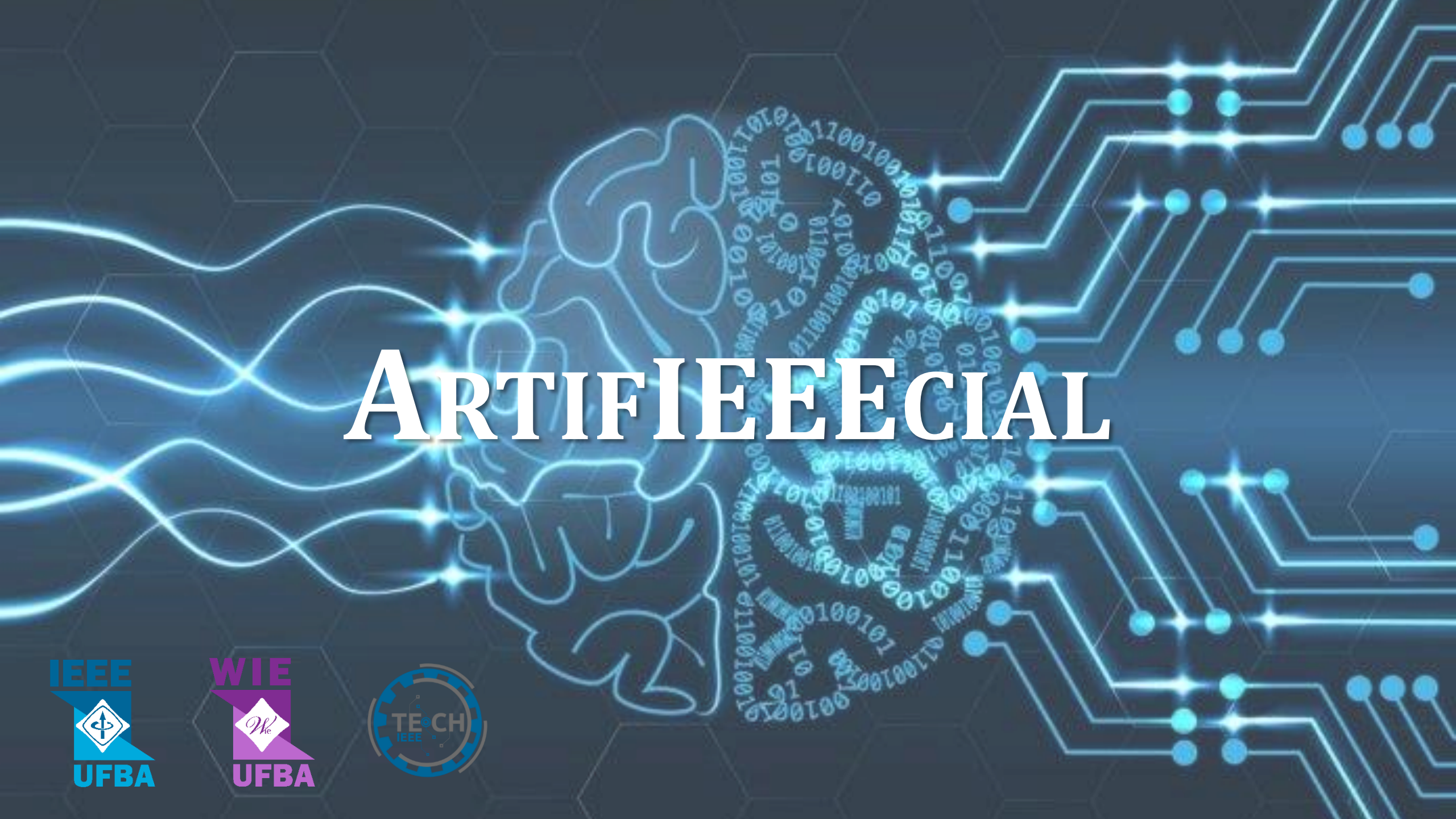
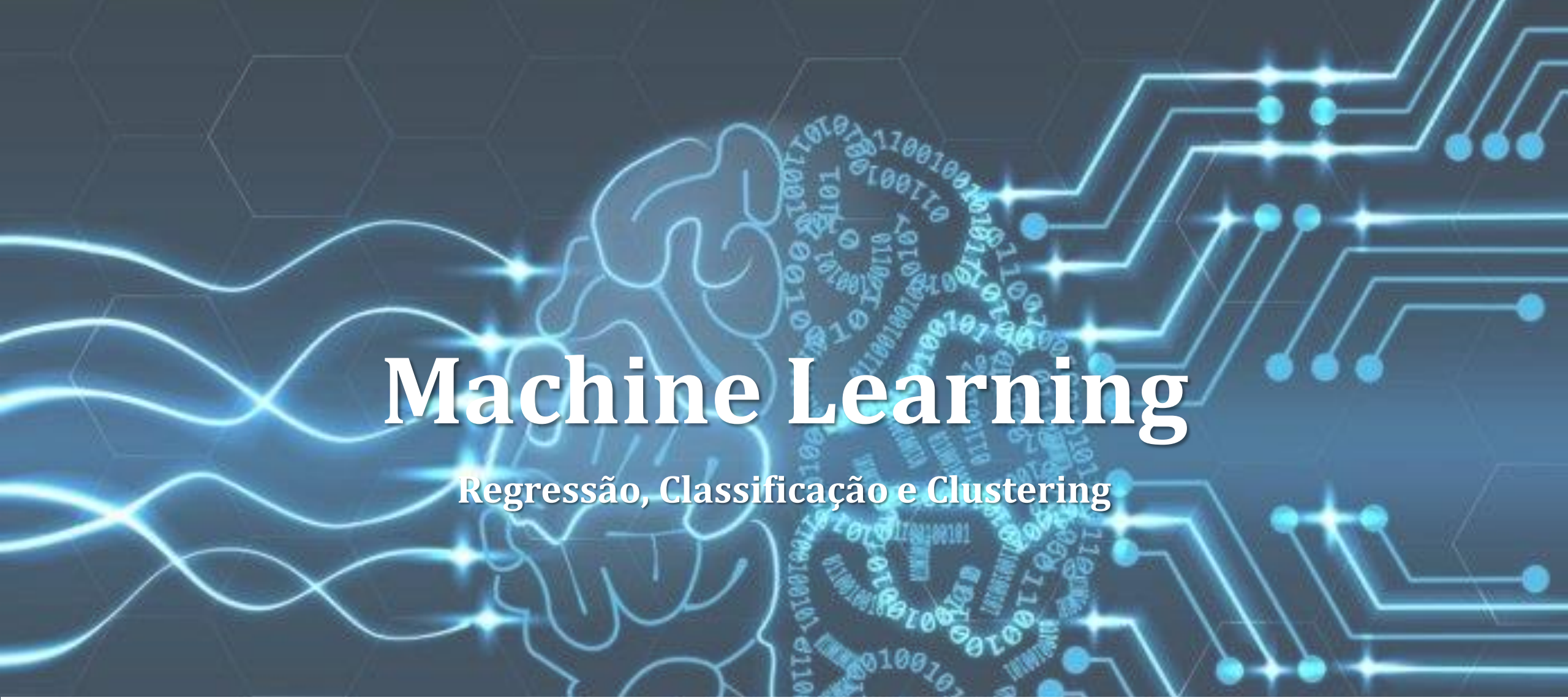

ARTIFIEEECIAL
IEEE
UFBA
WIE
We
UFBA
TECH
IEEE



Machine Learning

Regressão, Classificação e Clustering

IEEE UFBA

WIE UFBA

TECH IEEE

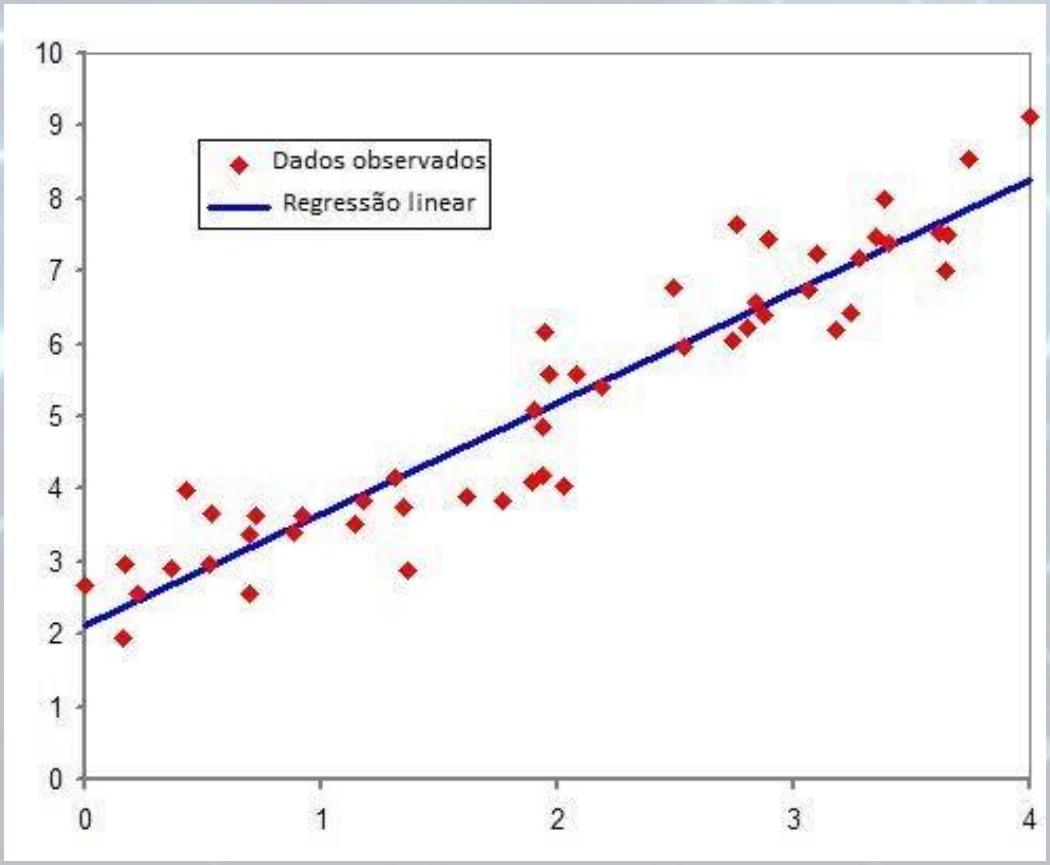
VIRTUTE SPIRITUS 1808

O que é regressão linear?

Correlação linear

- A verificação da existência de um relacionamento entre duas variáveis. **Dado X e Y, quanto que X explica Y**. Para isso, a regressão linear utiliza os pontos de dados para encontrar a melhor linha de ajuste para modelar essa relação.

- O resultado da regressão linear é sempre um número. É utilizada adequadamente quando o dataset apresenta algum tipo de tendência de crescimento/decrescimento constante.



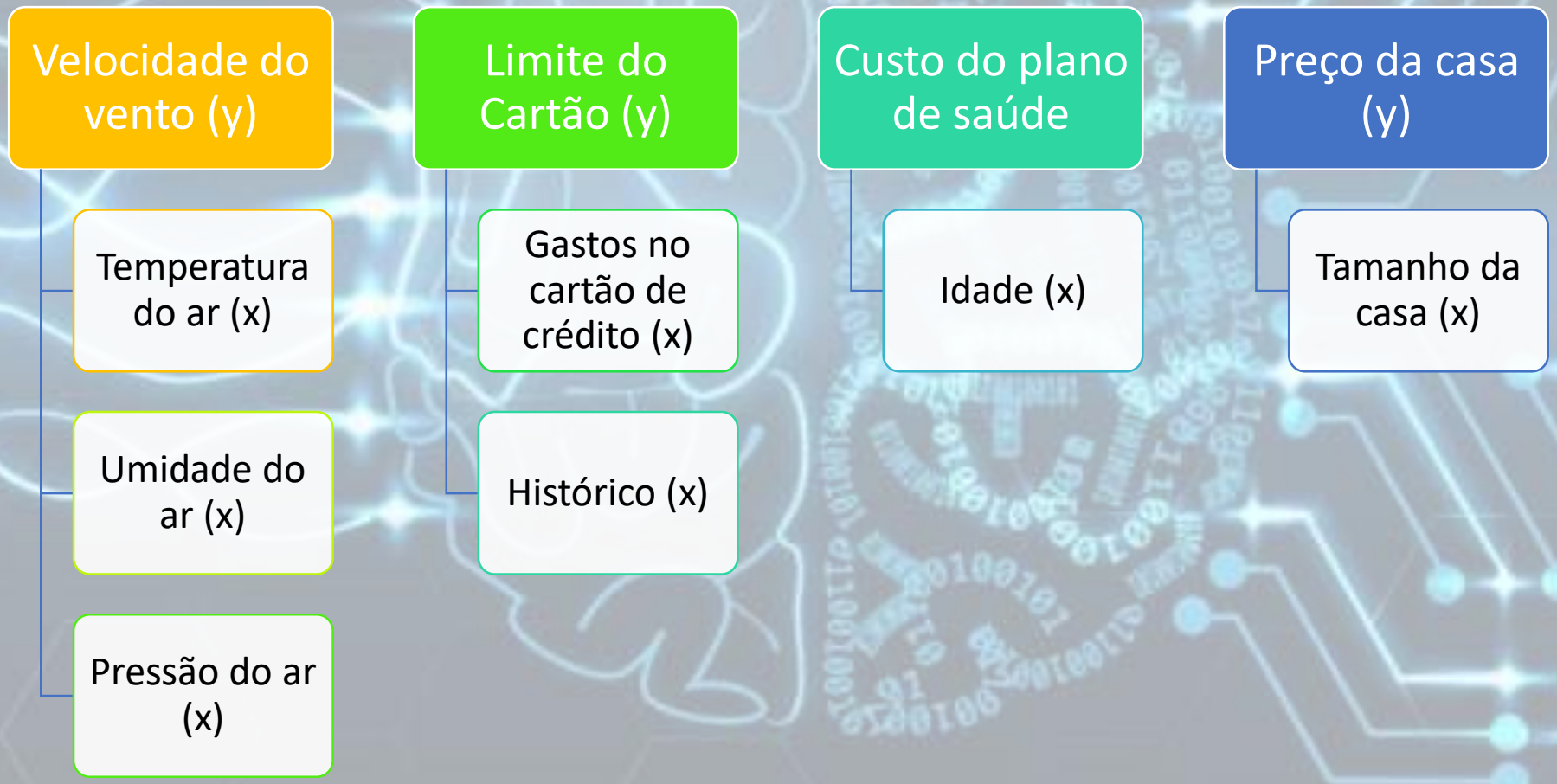
A linha traçada pode ser representada pela equação, $y_i = \propto + \beta X_i + \varepsilon_i$, onde y é a variável explicada (dependente) e representa o que o modelo tentará prever; α é a constante, representa a interceptação da reta com o eixo vertical; ß representa a inclinação em relação à variável explicativa; X é a variável explicativa (independente) e ε representa os valores residuais e possíveis erros.

Coeficiente de correlação

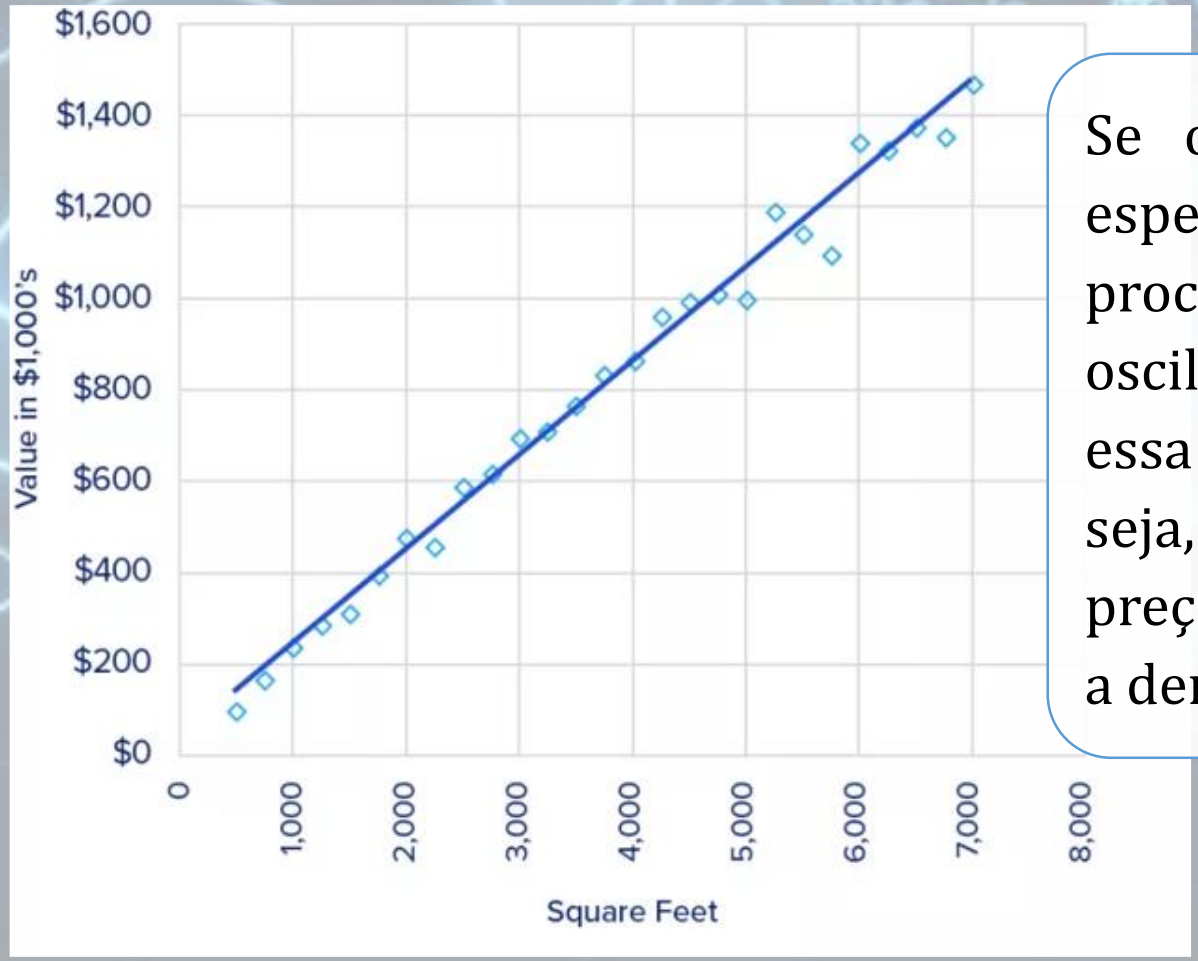
- Mede o grau da correlação e a direção dessa correlação (positiva ou negativa).
- Quanto mais próximo dos extremos maior o grau de correlação e quanto mais próximo a zero menor o grau de correlação.

Devemos levar em conta o *grau de correlação* em nossas previsões. Geralmente **acima de 70%** consideramos uma correlação significativa.

Previsões com regressão



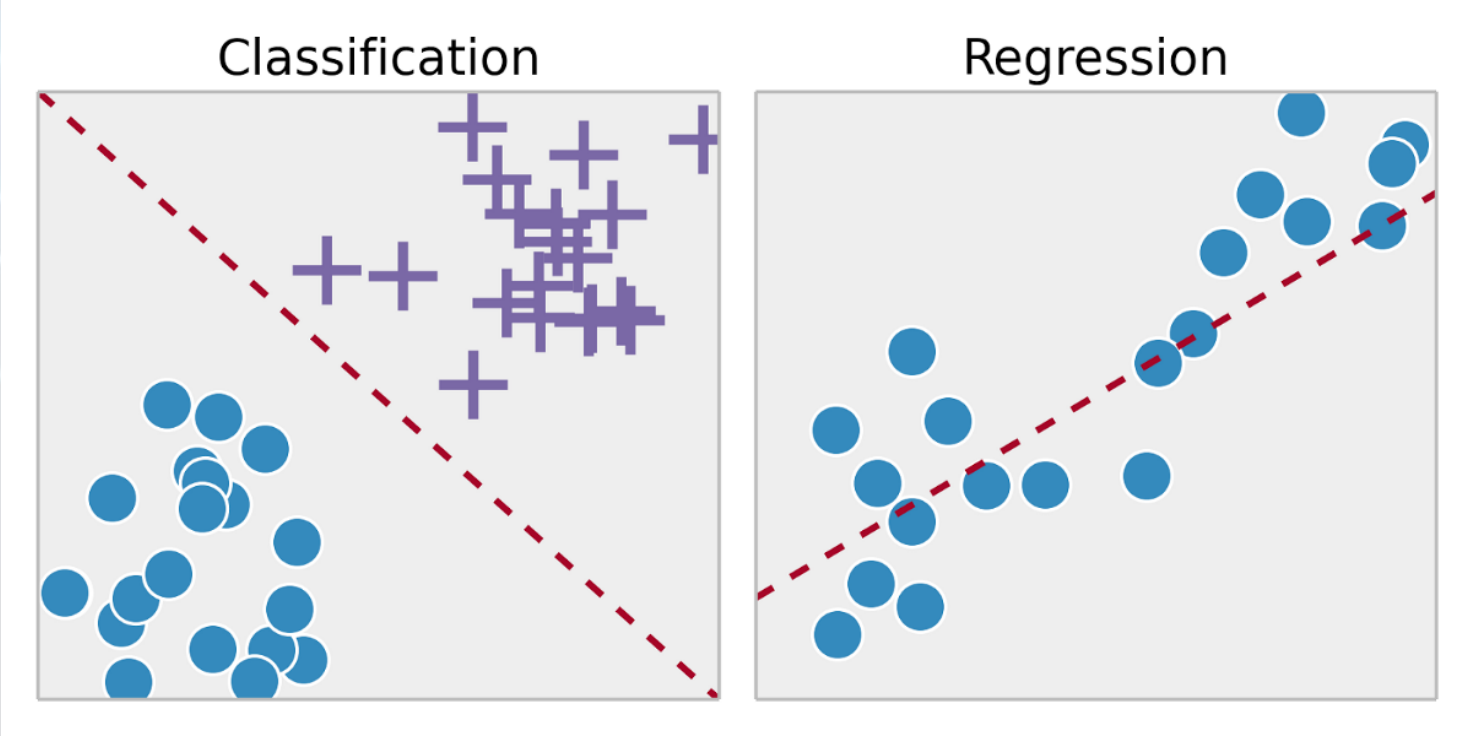
Preço x Demanda



Se o preço varia, é esperado que a procura também oscile de acordo com essa mudança. Ou seja, se eu aumento o preço é esperado que a demanda diminua.

O que é Classificação?

- Classificação é o processo de tomar algum tipo ou conjunto de atributos de entrada e atribuir um rótulo a ela.



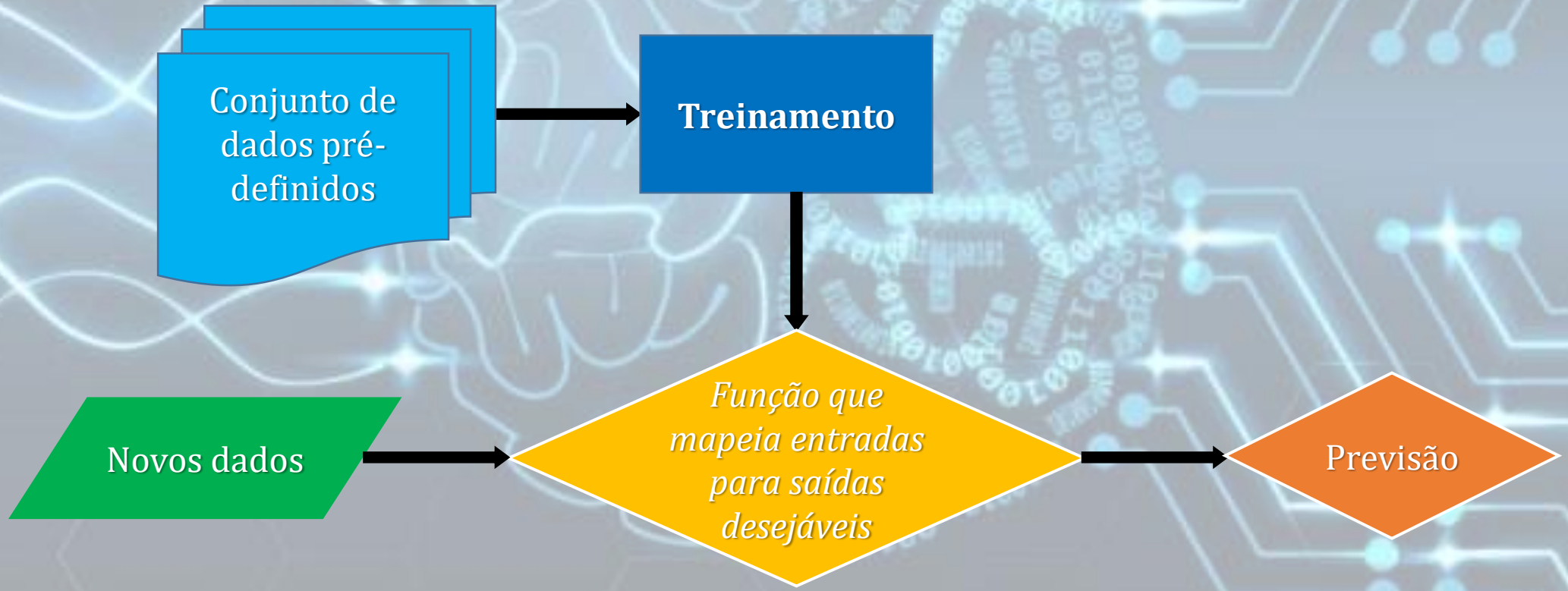
Onde aplicar?

- Sistemas de classificação são usados geralmente quando as previsões são de natureza distinta, ou seja, um simples “sim ou não”.

	Exemplo: Mapeamento de uma imagem de uma pessoa e classificação como masculino ou feminino.

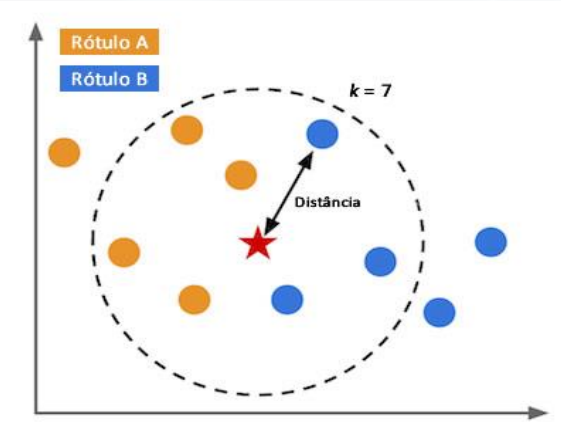
Classificação supervisionada

❖O treinamento é feito através de um conjunto de dados pré-definido.



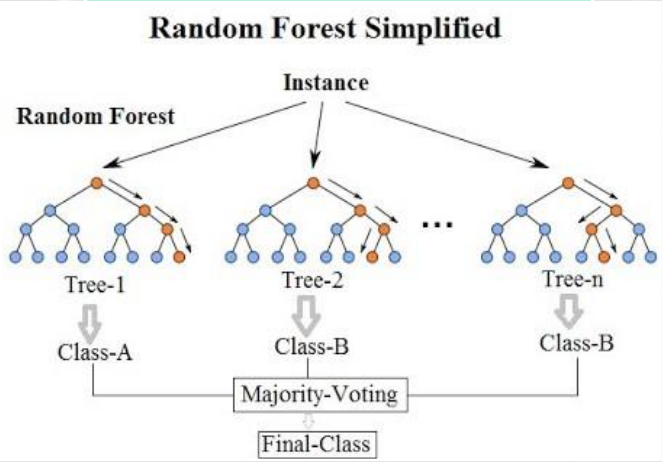
Métodos de Classificação

KNN

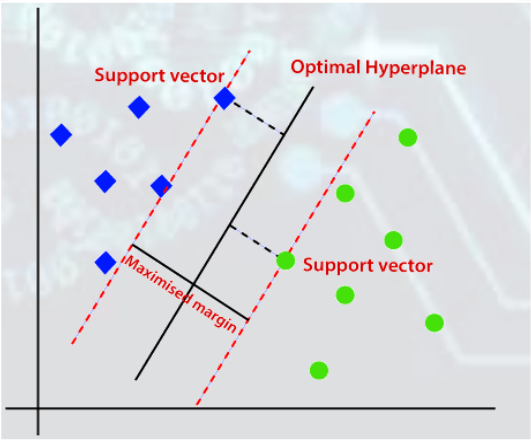


Árvore de Decisão

Floresta Aleatória

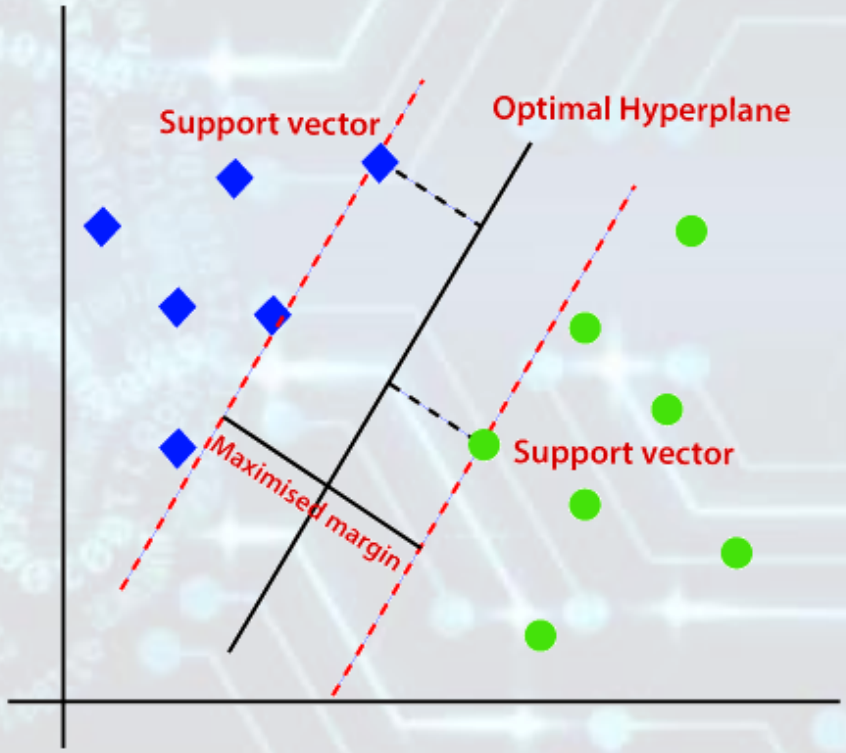


SVM



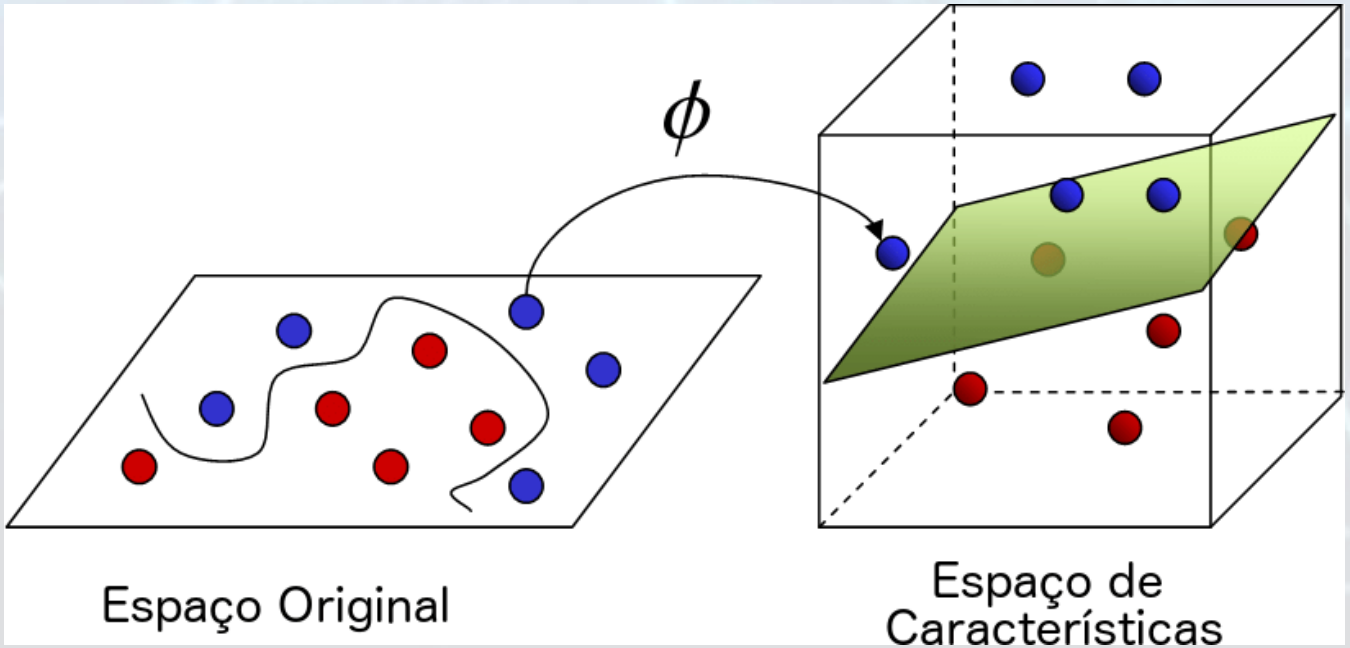
Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine é uma fronteira que melhor segrega as duas classes (hiperplano/ linha). Os Vetores de Suporte são as coordenadas da observação individual.



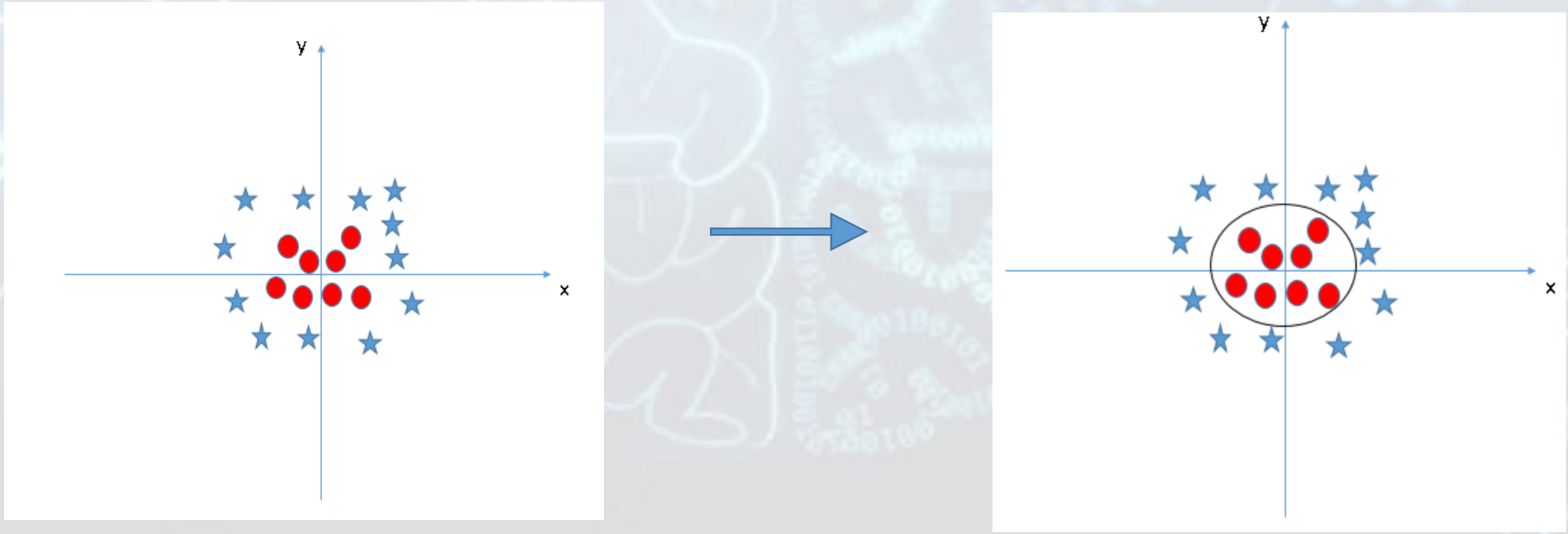
SVM – Classificação Não-Linear

Num espaço de maior dimensão, espera-se que o problema de classificação se torne linearmente separável. Assim, uma fronteira de decisão linear (hiperplano) pode ser usada para realizar a classificação no espaço R^K.



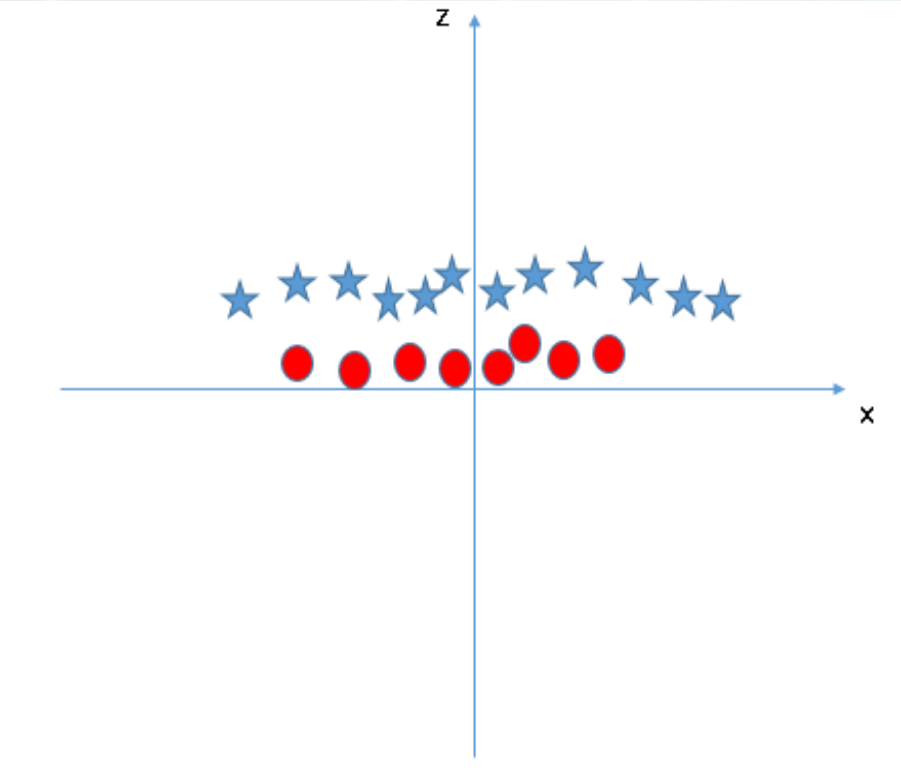
SVM – Classificação Não-Linear

- No cenário abaixo, não podemos ter um hiperplano linear entre as duas classes, então como o SVM classifica essas duas classes?



SVM – Classificação Não-Linear

- Com um recurso adicional. Aqui, vamos adicionar um novo recurso z = x ^ 2 + y ^ 2. Agora, vamos plotar os pontos de dados no eixo x e z:



No gráfico acima, os pontos a serem considerados são:

- Todos os valores para z seriam positivos sempre porque z é a soma quadrática de x e y;
- No gráfico original, os círculos vermelhos aparecem próximos da origem dos eixos x e y, levando a um valor menor de z e estrela relativamente longe do resultado da origem para um valor maior de z.

SVM – Classificação Não-Linear

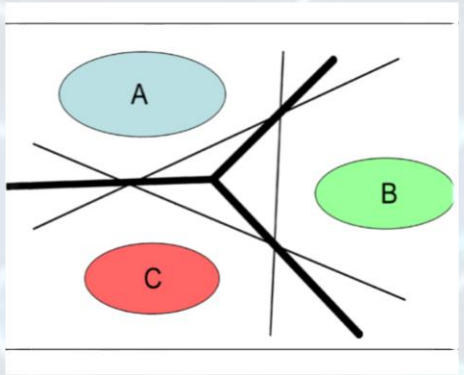
- Como adicionar esse recurso?

O SVM tem uma técnica chamada **truque** do ***kernel***. Estas são funções que ocupam um espaço de entrada dimensional baixo e o transformam em um espaço dimensional mais alto, convertendo um problema não separável em um problema separável.

kernel : Existem várias opções disponíveis com o kernel, como **"linear", "rbf", "poly"** e outros (o valor padrão é "rbf"). Aqui, "rbf" e "poly" são úteis para o hiperplano não linear.

SVM - Multiclasses

❖ Nesse caso, precisamos de múltiplos SVMs binários para construir um classificador multi-classe.

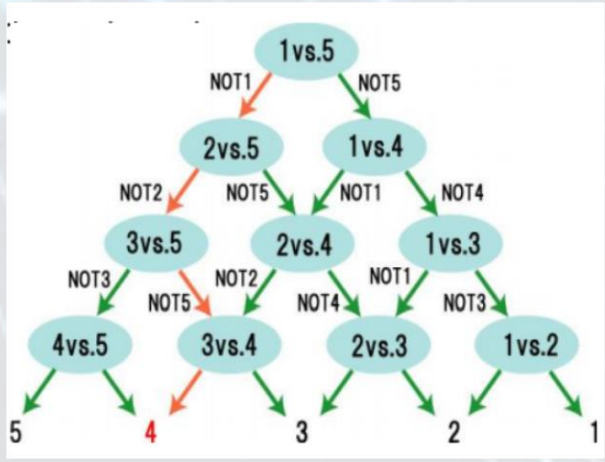


Decomposição 1-de-n

- n classificadores binários
- Cada classificador identifica uma classe das demais (n-1) classes restantes

Decomposição 1-1

- n*(n – 1)/2 classificadores binários
- Cada classificador classifica uma amostra dentre um par de classes possíveis
- No treinamento, padrões que não pertençam as 2 classes envolvidas são ignorados



Support Vector Machine (SVM)

Prós	Contra
• Funciona muito bem com margem de separação clara. • É eficaz em espaços dimensionais elevados. • É eficaz nos casos em que o número de dimensões é maior que o número de amostras. • Usa um subconjunto de pontos de treinamento na função de decisão (chamados de vetores de suporte), portanto, também é eficiente em termos de memória.	• Não funciona bem quando temos um grande conjunto de dados porque o tempo de treinamento necessário é maior • Também não funciona muito bem, quando o conjunto de dados tem mais ruído, ou seja, as classes de destino estão sobrepostas • O SVM não fornece estimativas de probabilidade diretamente, elas são calculadas usando uma valiosa **validação cruzada** de cinco vezes. É o método SVC relacionado da biblioteca *scikit-learn* do Python.

K-Nearest Neighbors (KNN)

Consiste em, dado um objeto desconhecido, procurar pelos k vizinhos mais próximos a ele em um conjunto de dados previamente conhecido, segundo uma medida de distância pré-estabelecida. A classe do novo objeto será assumida como o voto majoritário entre os seus k vizinhos.

Aprendizado supervisionado

Classificação

- Supervisão: As observações no conjunto de treinamento são acompanhadas por “labels” indicando a classe a que elas pertencem.
- Novas ocorrências são classificadas com base no conjunto de treinamento.

Aprendizado Não Supervisionado

Clusterização

- Não existe classe pré-definida para nenhum dos atributos.
- Um conjunto de observações é dado com o propósito de se estabelecer a existência das classes.

Clustering

Inferências a partir de conjuntos de dados usando apenas vetores de entrada sem se referir a resultados conhecidos.

Conjunto de técnicas de prospecção de dados que visa fazer agrupamentos automáticos de dados segundo o seu grau de semelhança.

Aprendizado não supervisionado

O armazenamento em cluster é a tarefa de dividir a população ou os pontos de dados em vários grupos.

Os pontos de dados nos mesmos grupos devem ser mais semelhantes a outros pontos de dados no mesmo grupo e diferentes dos pontos de dados em outros grupos.

Aplicações de clustering

Marketing

- Caracterização e descoberta de segmentos de clientes para fins de marketing.

Biologia

- Classificação entre diferentes espécies de plantas e animais.

Bibliotecas

- Usado para agrupar diferentes livros com base em tópicos e informações.

Seguro

- Usado para reconhecer os clientes, suas políticas e identificar as fraudes.

Planejamento da cidade

- Criação de grupos de casas e estudar seus valores com base em sua localização geográfica e outros fatores presentes.

Estudos de terremotos

- Ao aprender as áreas afetadas pelo terremoto, podemos determinar as zonas perigosas.

Métodos de Clustering

Métodos baseados em densidade

- Consideram os aglomerados como a região densa com alguma semelhança e diferente da região densa inferior do espaço.

Métodos hierárquicos

- Os clusters formados nesse método formam uma estrutura do tipo árvore com base na hierarquia. Novos clusters são formados usando o anteriormente formado.

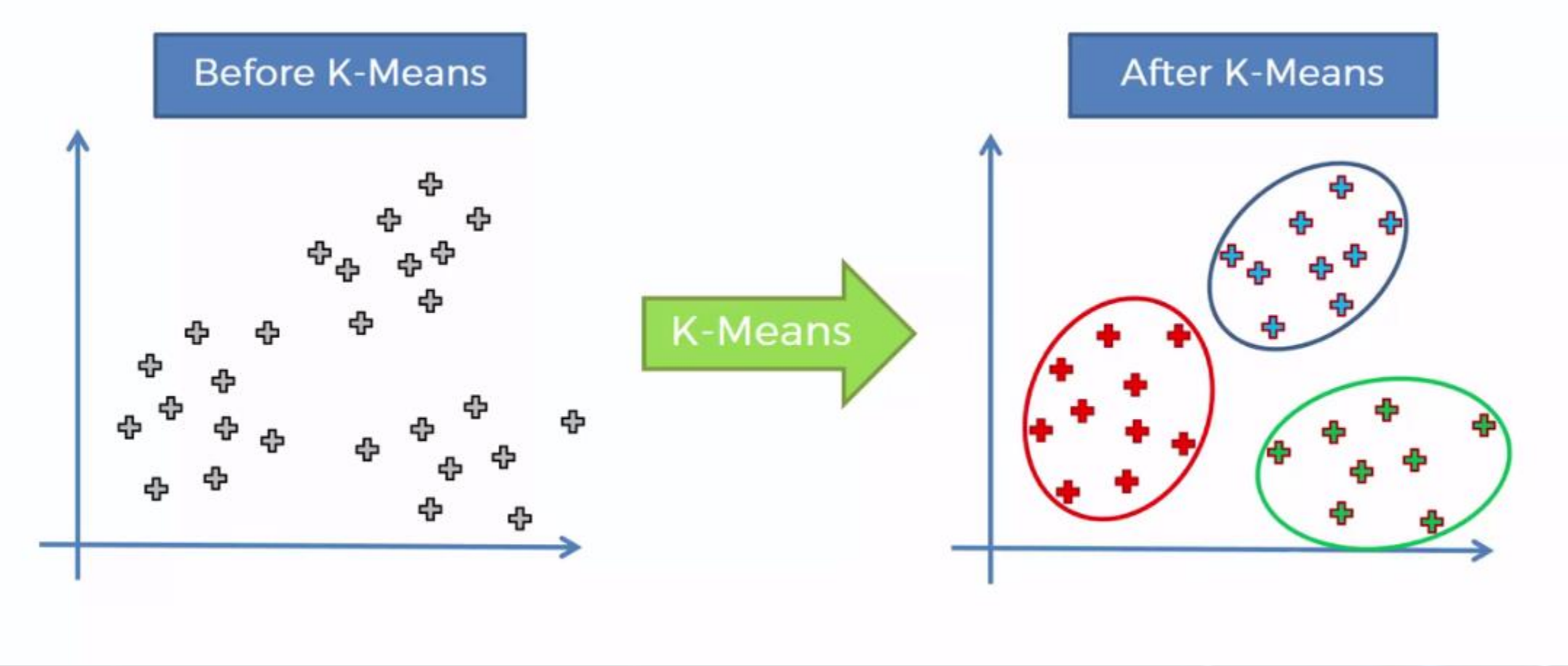
Métodos de particionamento

- Esses métodos particionam os objetos em k clusters e cada partição forma um cluster. Este método é usado para otimizar uma função de similaridade de critério objetivo, como quando a distância é um exemplo de parâmetro principal.

Métodos baseados em grade

- O espaço de dados é formulado em um número finito de células que formam uma estrutura semelhante a uma grade. Todas as operações de armazenamento em cluster realizadas nessas grades são rápidas e independentes do número de objetos de dados.

K- Means



Calculando os centros de agrupamento

- Fora dos pontos a serem agrupados, atribua aleatoriamente n pontos como o centro do cluster, onde n é o número de clusters necessários.

Etapa 1

Etapa 2

- encontre a distância entre todos os pontos com os pontos escolhidos como centros aleatórios.

- atribua os pontos ao cluster ao qual ele está mais próximo.

Etapa 3


Obrigada!
Repositório GitHub: https://github.com/Skyzenho/ArtIEEEficiais