



# Universidade Estadual do Ceará

### Capacitação em Inteligência Artificial e Aplicações

### Aprendizado Não Supervisionado:

- Prof. Gerson Vieira Albuquerque Neto
- Prof. Rodrigo Carvalho Souza Costa
- Prof. Yves Augusto Romero













# Planejamento da Disciplina

D	S	Т	Q	Q	S	S
26	27 Introdução ao curso	28 Áreas e aplicações de IA	29 Tipos e definições de Inteligência artificial	30 Revisão de álgebra e probabilidade	31 Laboratório Python 1	1
2	Introdução aos classificadores supervisionados	4 Aula teórica Naive Bayes	5 Aula prática Naive Bayes	6 Feriado Semana Santa	7 Feriado Semana Santa	8
9	10 KNN + Métricas de Avaliaçã o	11 Regressão Linear e e Introdução à árvores de decisão	12 Prática Regressão Lienar + Árvores de Decisão	13 Feriado	14 Introdução à Clusterização + KMédias	15
16	Falta de Energia Campus Fortaleza	18 PCA / Hiperparâmetros	19 Introdução ao Perceptron Simples – Prática	20 MLP	21 Feriado Tiradentes	28
23	24 Introdução ao DeepLearning	25 Introdução ao TensorFlow / Keras	26 Introdução ao Pytorch	27 Tensorflow for android	28	29

















# **Objetivos da Aula**

- Após a conclusão deste módulo, você será capaz de:
  - Compreender o funcionamento de métodos de redução de características
  - Compreender o conceito de Hiperparâmetros





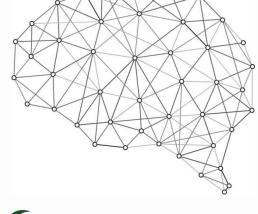
















### Aprendizado Não Supervisionado:

- Redução de dimensionalidade
- Hiperparâmetros







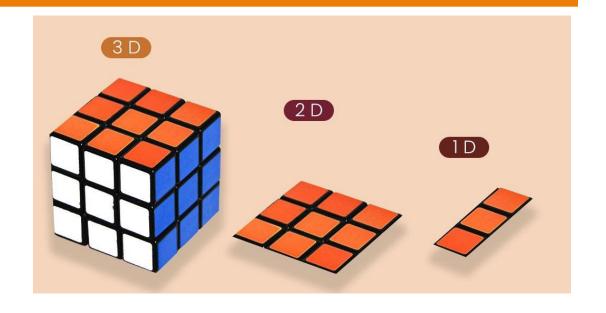


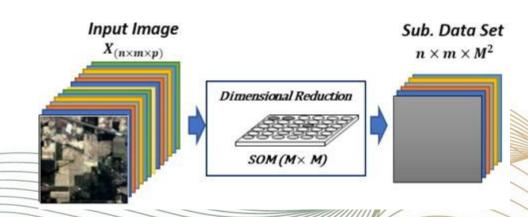




# Redução de Dimensionalidade

- Transformação de dados de um espaço de alta dimensão em um espaço de baixa dimensão
- Idealmente perto de sua dimensão intrínseca.
- Métodos
  - Seleção de atributos
  - Projeção de atributos















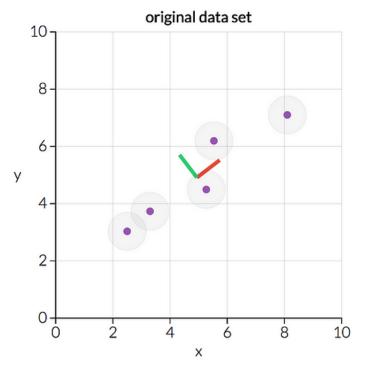


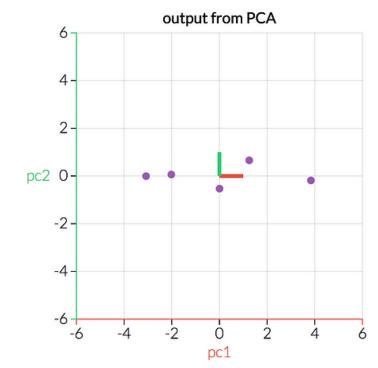




### Análise de Componentes Principais PCA - Principal Component Analysis

 O PCA é frequentemente usado para reduzir a dimensionalidade de grandes conjuntos de dados, transformando um grande conjunto de variáveis em um menor que ainda contém a maioria das informações no grande conjunto.













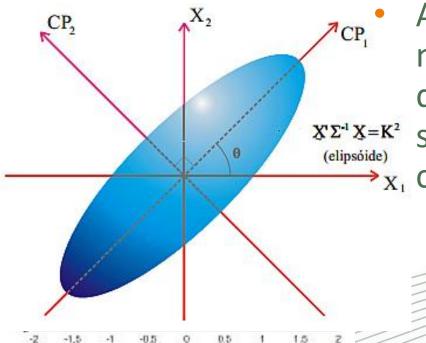






# **Componentes Principais**

 Consiste em uma técnica estatística que realiza uma transformação linear de um conjunto de variáveis originais em um menor conjunto com variáveis descorrelacionadas, representando a maior parte da informação do conjunto de dados originais.



A Componente Principal é o arranjo que melhor representa a distribuição dos dados (linha vermelha) e a Componente secundária é perpendicular a componente principal (linha azul).











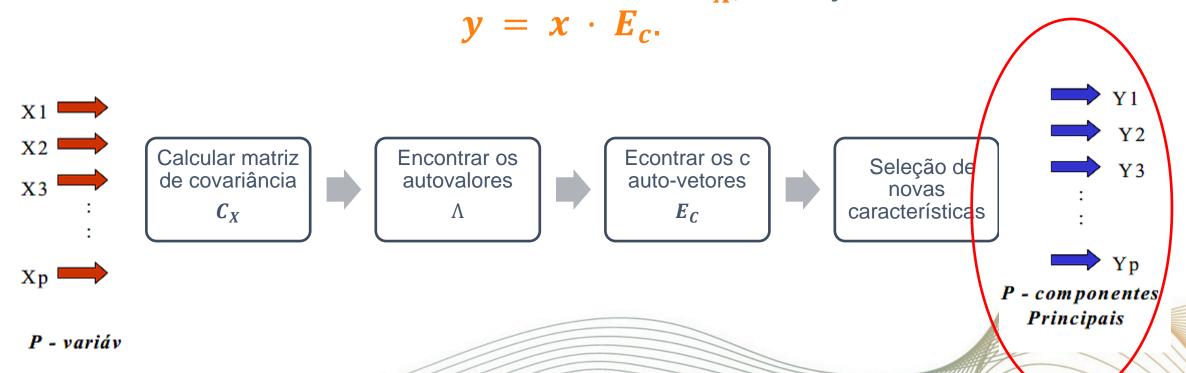






### **Processo PCA**

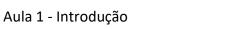
• O c-componente principal é encontrado a partir da transformação do espaço original através do autovetor  $E_c = (e_1, e_2, ..., e_n)$  associado ao c-maior autovalor da matriz de covariância  $C_X$ , ou seja:



















## Matriz de covariância

A matriz de covariância ( $C_X$ ) do espaço característico X é definida como:

$$C_X = \sum_{i=1}^m (x_i - \overline{x}) (x_i - \overline{x})^T$$

$$C = \begin{pmatrix} cov(x,x) & cov(x,y) & cov(x,z) \\ cov(y,x) & cov(y,y) & cov(y,z) \\ cov(z,x) & cov(z,y) & cov(z,z) \end{pmatrix}$$

- Em que:
  - $\circ$  Os componentes  $c_{ii}$  da matriz de covariância ( $C_X$ ) representam a covariância entre as variáveis *i* e *j*.
  - Quando duas características j e k dos dados estão correlacionadas, sua covariância é nula ( $c_{ik} = c_{ki} = 0$ ).
- Escolhendo os autovetores associados aos maiores autovalores, há a menor perda possível de informação neste novo espaço característico











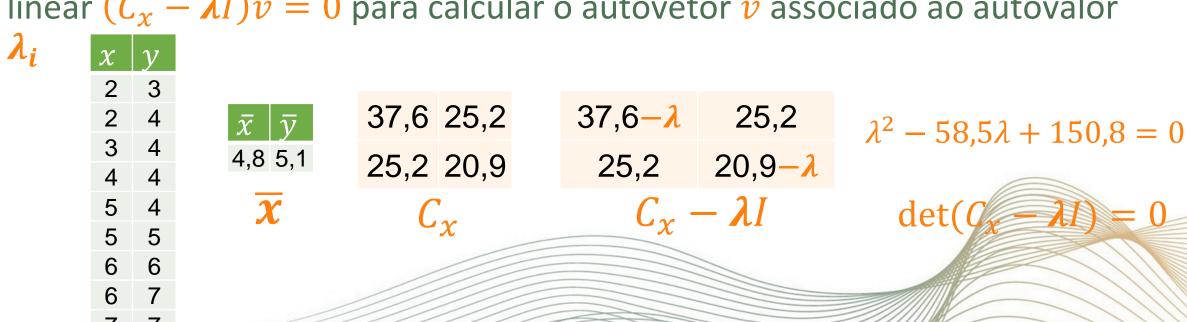


## Calculando os autovalores e autovetores de Cx

Para calcular os autovalores 
\( \lambda \) da matriz Cx deve-se resolver a equação característica:

$$\det(C_{x} - \lambda I) = 0$$

• Sabendo que para cada autovalor  $\lambda_i$  encontrado, resolvemos o sistema linear  $(C_x - \lambda I)v = 0$  para calcular o autovetor v associado ao autovalor









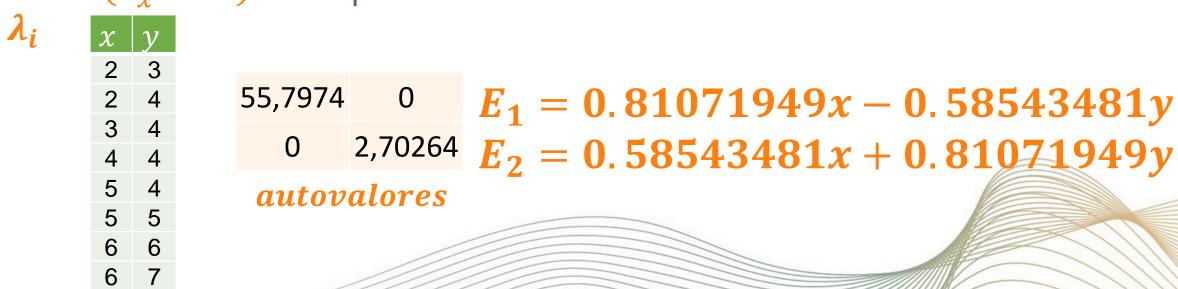


### Calculando os autovalores e autovetores de Cx

Para calcular os autovalores 
\( \lambda \) da matriz Cx deve-se resolver a equação característica:

$$\det(C_x - \lambda I) = 0$$

• Sabendo que para cada autovalor  $\lambda_i$  encontrado, resolvemos o sistema linear  $(C_x - \lambda I)v = 0$  para calcular o autovetor v associado ao autovalor







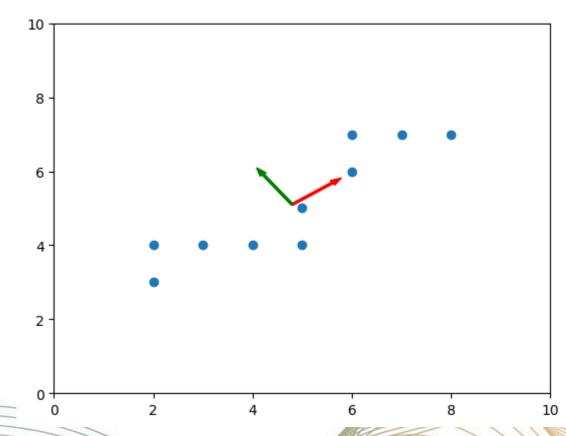






# **Exemplo**

 $E_1 = 0.81071949x - 0.58543481y$  $E_2 = 0.58543481x + 0.81071949y$ 

















### Aprendizado Não Supervisionado:

- Redução de dimensionalidade
- Hiperparâmetros









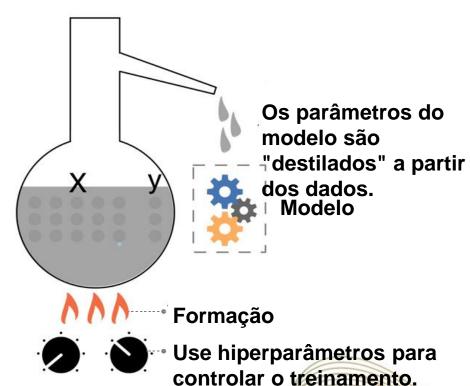






# Parâmetros e hiperparâmetros em modelos

- O modelo contém não apenas parâmetros, mas também hiperparâmetros.
- O objetivo é permitir que o modelo aprenda os parâmetros ideais.
  - Os parâmetros são aprendidos automaticamente por modelos.
  - Os hiperparâmetros são definidos manualmente.



















# Hiperparâmetros de um modelo

- Frequentemente usado em processos de estimativa de parâmetros de modelo.
- Muitas vezes especificado pelo praticante.
- Muitas vezes pode ser definido usando heurísticas.
- Muitas vezes ajustado para um determinado problema de modelagem preditiva.

Os hiperparâmetros do modelo são configurações externas dos modelos.

- λ durante a regressão de Lasso/Ridge
- Taxa de aprendizado para treinar uma rede neural, número de iterações, tamanho do lote, função de ativação e número de neurônios
- C e σ em máquinas vetoriais de suporte (SVM)
- K em k-vizinho mais próximo (KNN)
- Número de árvores em uma floresta aleatória

Hiperparâmetros comuns do modelo

















# Procedimento e método de pesquisa de hiperparâmetros

Procedimento para pesquisar hiperparâmetros

- 1. Dividir um conjunto de dados em um conjunto de treinamento, conjunto de validação e conjunto de testes.
- Otimização dos parâmetros do modelo usando o conjunto de treinamento com base nos indicadores de desempenho do modelo.
- 3. Procurar os hiperparâmetros do modelo usando o conjunto de validação com base nos indicadores de desempenho do modelo.
- 4. Execute as etapas 2 e 3 alternadamente. Finalmente, determine os parâmetros e hiperparâmetros do modelo e avalie o modelo usando o conjunto de testes.

Algoritmo de busca (etapa 3)

- Busca em grade
- · Busca aleatória
- Busca inteligente heurística
- Busca bayesiana











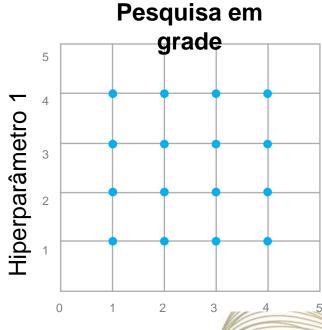






# Método de pesquisa de hiperparâmetros - Pesquisa em grade

- A pesquisa em grade tenta pesquisar exaustivamente todas as combinações de hiperparâmetros possíveis para formar uma grade de valores de hiperparâmetros.
- Na prática, o intervalo de valores de hiperparâmetros a serem pesquisados é especificado manualmente.
- A pesquisa em grade é um método caro e demorado.
- Este método funciona bem quando o número de hiperparâmetros é relativamente pequeno. Portanto, é aplicável a algoritmos de aprendizado de máquina em geral, mas inaplicável a redes neurais (consulte a parte de aprendizado profundo).



Hiperparâmetro 2

















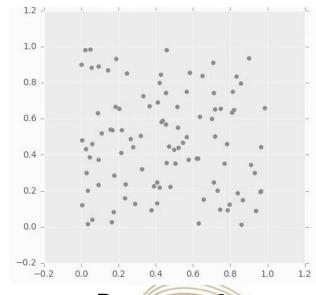
# Método de pesquisa de hiperparâmetros - Pesquisa aleatória

- Quando o espaço de pesquisa de hiperparâmetro é grande, a pesquisa aleatória é melhor do que a pesquisa em grade.
- Na pesquisa aleatória, cada configuração é amostrada a partir da distribuição de possíveis valores de parâmetros, na tentativa de encontrar o melhor subconjunto de hiperparâmetros.

### Nota:

- A pesquisa é realizada dentro de um intervalo grosseiro, que será reduzido com base em onde o melhor resultado aparece.
- Alguns hiperparâmetros são mais importantes do que outros, e o desvio de pesquisa será afetado durante a pesquisa aleatória.

### Random search



Parameter 2



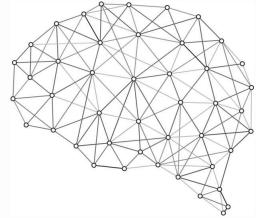






Parameter 1





### Classificadores Supervisionados: próxima aula







Prática PCA







# Dúvidas?

Módulo de Inteligência Artificial









