# Algoritmo de agrupamento Expectation-Maximization

Seminário de Fundamento de Sistemas Inteligentes

Antônio Carlos Junior 16/0112745 Mayara C. Marinho 18/0025210

### Visão geral

- **Expectation Maximization (EM)**: Método iterativo para estimar parâmetros em modelos estatísticos. Foi pensado para ser utilizado em dados multidimensionais.
- Gaussian Mixture Model (GMM): Modelo que assume que todos os pontos são gerados como uma mistura de um número finito de distribuições Gaussianas.
- Utilizado na prática como algoritmo de aprendizado não supervisionado de clusterização como o K-Means.

### **GMM**

#### 1 Dimensão

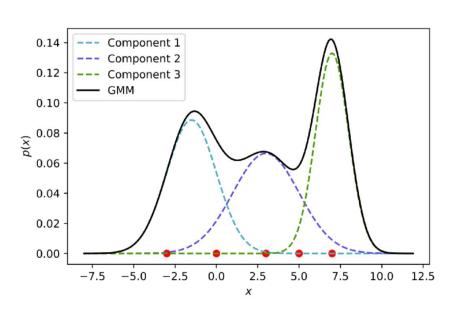
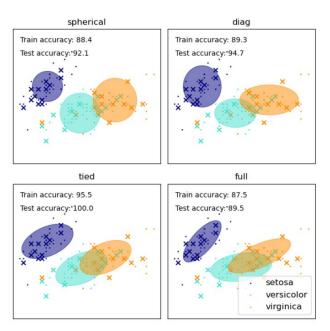


Gráfico de um MMG com 3 componentes

Fonte: Medium.

#### Múltiplas Dimensões



Fonte: Scikit Learn.

### Problema

- GMM por si só não tem os parâmetros necessários para definir a distribuição de gaussianas que melhor definem os dados.
- EM surge como uma solução para este problema, por meio da definição de parâmetros co-dependentes das gaussianas.
- Quais são os parâmetros necessários?
  - Pesos de cada gaussiana; φ<sub>j</sub>.
  - $\circ$  Médias das gaussianas;  $\mu_j$
  - o Covariância das gaussianas;  $\Sigma_i$

$$p(x) = \sum_{j=1}^{k} \phi_j \mathcal{N}(x; \mu_j, \Sigma_j)$$
$$\sum_{j=1}^{k} \phi_j = 1$$

### Metodologia EM

1. Inicializar aleatoriamente os parâmetros  $\mu$ 's,  $\Sigma$ 's, e  $\phi$ 's;

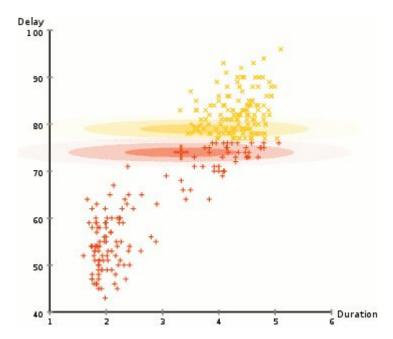
#### 2. Passo E:

Computar a probabilidade de cada ponto  $x_i$  ter sido gerado por uma gaussiana k, usando os parâmetros  $\mu$ ,  $\Sigma$ , e  $\phi$ .

#### 3. Passo M:

Atualizar os parâmetros  $\mu$ ,  $\Sigma$ , and  $\phi$ , utilizando as probabilidades obtidas no passo E.

4. Repetir os passos 2 e 3 até que não haja mudança significativa na função da esperança do logaritmo da verossimilhança.



Expectation Maximization for Old Faithful Eruption Data (Wikipedia)

### Vantagens

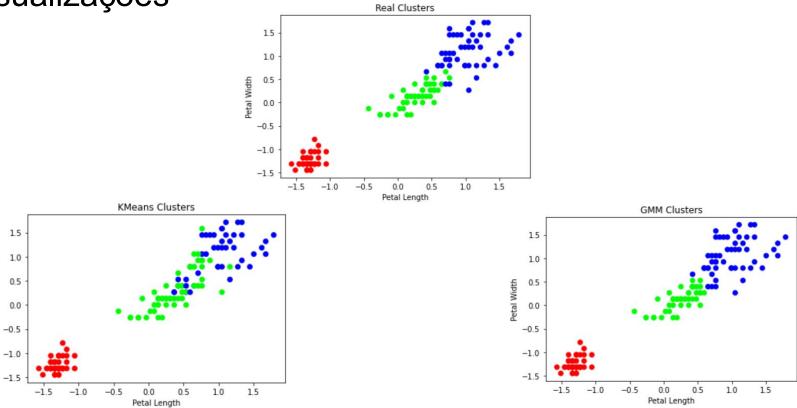
- 1) Fornece informações de dispersão dos clusters;
- 2) Processo "generativo": descreve como os dados foram gerados, por meio de uma distribuição;
- 3) Pode ser utilizado para preencher dados ausentes em uma amostra;
- 4) Pode ser utilizado para definir variáveis latentes (definidas por um modelo matemático).

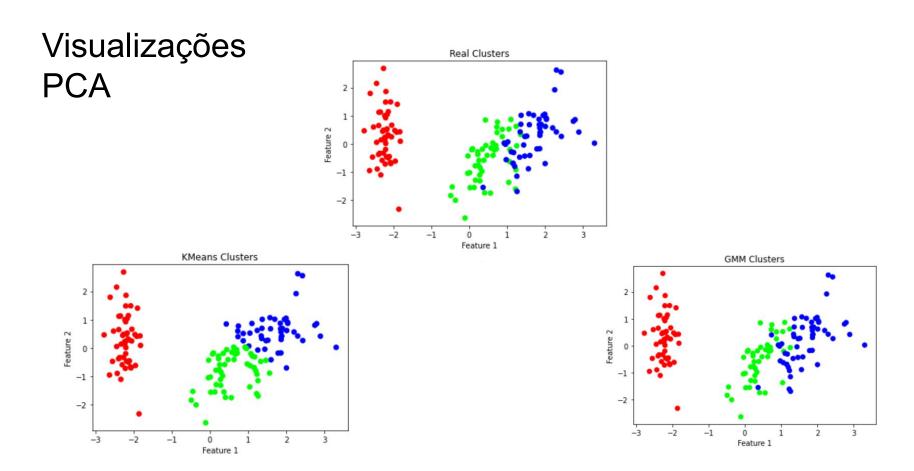
### Desvantagens

- 1) O Algoritmo EM é bastante sensível à inicialização dos parâmetros;
- 2) A complexidade computacional do EM é maior que a do K-Means;
- 3) O EM demora para convergir em relação ao K-Means;
- 4) Requer uma configuração manual do número de clusters.

## Visualizações

Petal Width





### Principais referências

- <a href="https://medium.com/b2w-engineering/o-racioc%C3%ADonio-por-tr%C3%A1s-do-algoritmo-expectation-maximization-91d4a8588778">https://medium.com/b2w-engineering/o-racioc%C3%ADonio-por-tr%C3%A1s-do-algoritmo-expectation-maximization-91d4a8588778</a>
- https://towardsdatascience.com/probability-concepts-explained-maximum-likelihood-estimation-c7b4
  342fdbb1
- https://pythonmachinelearning.pro/clustering-with-gaussian-mixture-models/
- https://www.cs.toronto.edu/~hinton/absps/emk.pdf
- <a href="https://pt.wikipedia.org/wiki/Algoritmo">https://pt.wikipedia.org/wiki/Algoritmo</a> de maximiza%C3%A7%C3%A3o de expectativa