MBA USP ESALQ

Unsupervised Machine Learning: Clustering I

Luiz Rodriguez Fantini 001.374.610.81

Profa. Adriana Silva

Supervisionado x Não Supervisionado

VS

Luiz Rodriguez Fontinele 005.374.619-81

Supervisionado x Não Supervisionado

"Aprendendo sem conhecimento prévio da classificação da amostra, aprendendo sem um professor."

Kohonen (1995), *"Self-Organizing Maps"*

Luiz Roberto Furlani 305.374.619-81

Análise de Cluster

Aplicações

- Marketing
- Vendas
- Fraude

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Métodos de Agrupamento

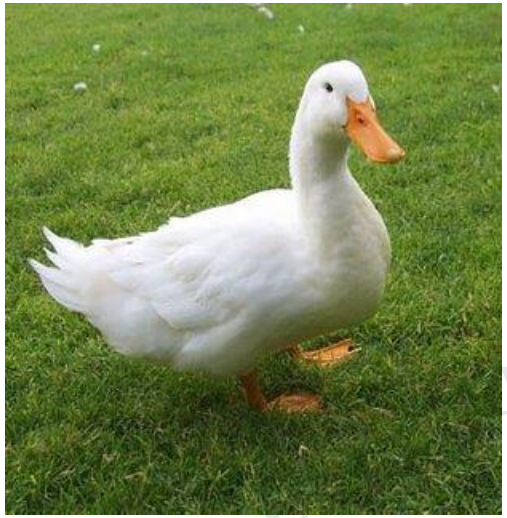
O objetivo da análise de cluster é agrupar as observações em grupos de tal forma que dentro de cada grupo as observações são semelhantes e distintas entre os grupos.

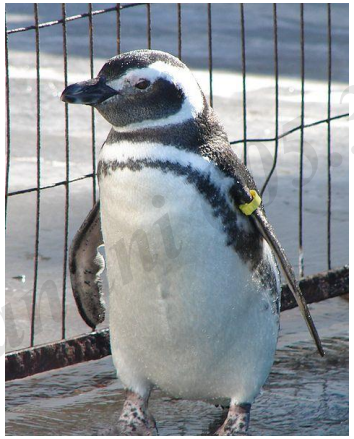
Dentro de cada grupo a variabilidade deve ser mínima e a variabilidade entre os grupos deve ser máxima.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

O que é similaridade?





????

Eduardo Rodriguez Fontini 374.619-81

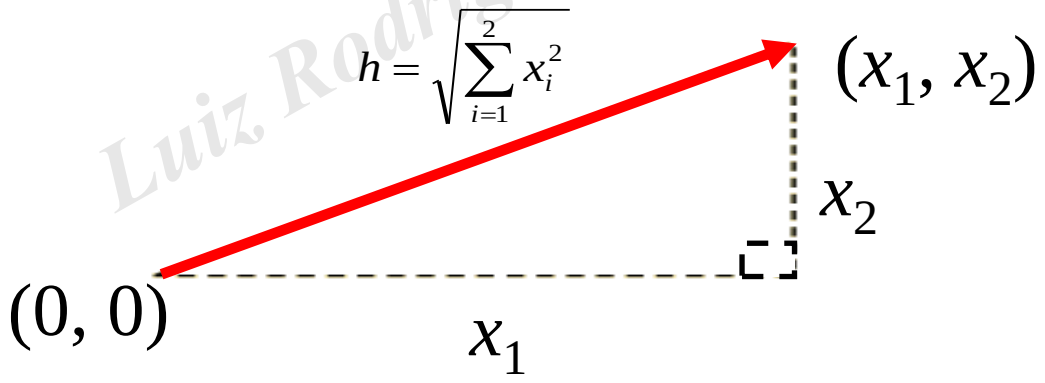
Análise de Cluster

Distância Euclidiana

$$D_E = \|\mathbf{x} - \mathbf{w}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} (x_i - w_i)^2}$$

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

- A distância Euclidiana gera a distância linear entre quaisquer dois pontos em um campo com k dimensões.
- É uma generalização do Teorema de Pitágoras



Análise de Cluster

Distância Minkowsky

$$d_p(x_i, x_j) = \left(\sum_{k=1}^{d} |x_{ik} - x_{jk}|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

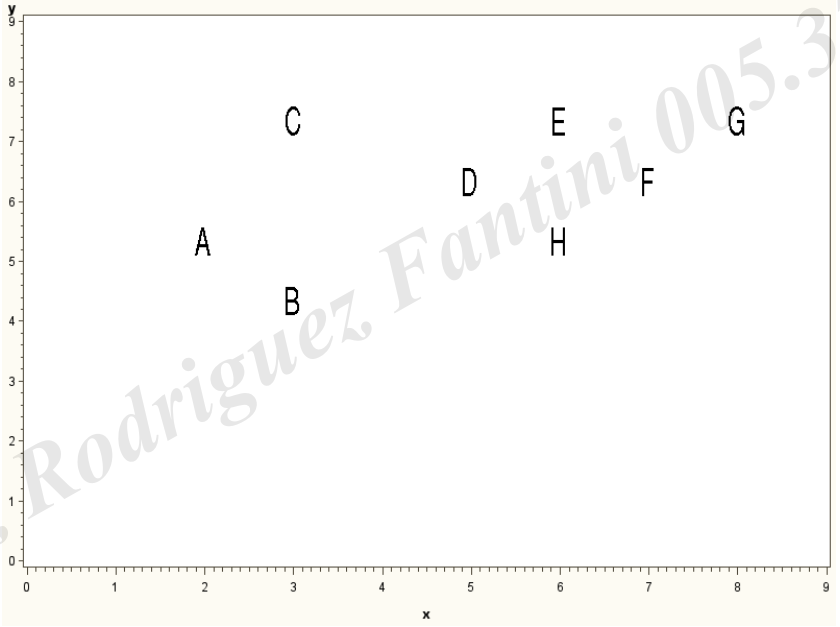
Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

- Pode criar pesos para cada variável, quando necessário.
- É uma medida menos afetada pela presença de outliers (comparada a distância euclidiana).

Análise de Cluster

Exemplo Distâncias

ID	X	Y
A	2	5
B	3	4
C	3	7
D	5	6
E	6	8
F	7	6
G	8	8
H	6	5



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Exemplo Distâncias

Luiz Rodriguez Fanini 005.374.619-81

• Agrupar alunos que sejam parecidos, com relação as notas em matemática e português.

Aluno	Matemática	Português
Adriana	9	7
Aline	5	4
Bruno	6	6
Michel	10	8
Regina	4	4
Zé	4	9

Análise de Cluster

Exemplo Distâncias

Aluno	Matemática	Português
Adriana	9	7
Aline	5	4
Bruno	6	6
Michel	10	8
Regina	4	4
Zé	4	9

Luiz Rodriguez Funtini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Exemplo Distâncias Euclidiana

Qual a distância entre os Aline e Michel?

$$D^2 = (x_{14} - x_{12})^2 + (x_{24} - x_{22})^2$$

Aluno	Matemática	Português
Adriana	9	7
Aline	5	4
Bruno	6	6
Michel	10	8
Regina	4	4
Zé	4	9

Luiz Rodriguez Funtini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Distância Euclidiana

Luiz Rodriguez Haddad 005.374.619-81

Distância Euclidiana ao Quadrado

$$D^2 = (x_{11} - x_{12})^2 + (x_{21} - x_{22})^2$$

Distância Euclidiana

$$D = \sqrt{(x_{11} - x_{12})^2 + (x_{21} - x_{22})^2}$$

Aluno	Matemática	Português
Adriana	9	7
Aline	5	4
Bruno	6	6
Michel	10	8
Regina	4	4
Zé	4	9

Aluno	Matemática	Português
Adriana	x11	x21
Aline	x12	x22
Bruno	x13	x23
Michel	x14	x24
Regina	x15	x25
Zé	x16	x26

Qual a distância (D) entre Aline e Michel?

$$D^2 = (x_{14} - x_{12})^2 + (x_{24} - x_{22})^2$$

$$D^2 = (5-10)^2 + (4-8)^2 = 5^2 + 4^2 = 41$$

D = 6,40 $\longrightarrow$ Distância Euclidiana

Luiz Rodriguez Fontini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Distância Euclidiana

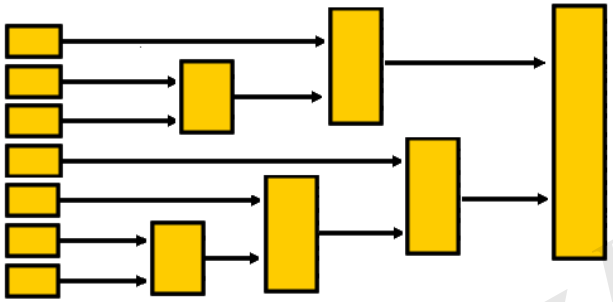
	Dri	Li	Bru	Mi	Re
Li	5.000000				
Bru	3.162278	2.236068			
Mi	1.414214	6.403124	4.472136		
Re	5.830952	1.000000	2.828427	7.211103	
ZŻ	5.385165	5.099020	3.605551	6.082763	5.000000

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

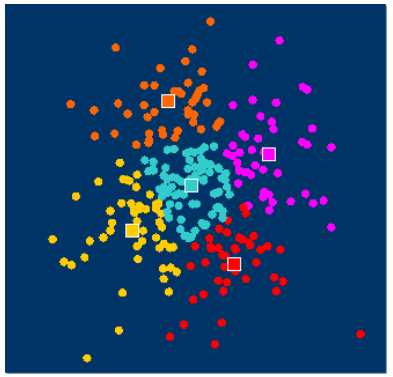
Análise de Cluster

Métodos de Agrupamento

- Hierárquico



- Cluster Não Hierárquico



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos - Hierárquico

- Single Linkage - Vizinho mais próximo
- Complete Linkage - Vizinho mais longe
- Avarage Linkage - Média
- Centroid Method – Centroíde
- Ward´s Method

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Single Linkage – Vizinho mais próximo

Luiz Rodriguez Fanini 005.374.619-81

1. Calcula-se a distância de todos os alunos contra todos os alunos
2. Agrupa os alunos mais próximos (menor distância)
3. Define a distância do primeiro grupo contra os demais alunos baseado na **menor** distância entre cada integrante do grupo com os demais
4. Etapa 3 até ter apenas um único grupo

5. Desenha-se o dendograma baseado na distância encontrada

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Single Linkage – Vizinho mais próximo

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Single Linkage – Vizinho mais próximo

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Complete Linkage – Vizinho mais longe

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

1. Calcula-se a distância de todos os alunos contra todos os alunos
2. Agrupa os alunos mais próximos (menor distância)
3. Define a distância do primeiro grupo contra os demais alunos baseado na **maior** distância entre cada integrante do grupo com os demais
4. Etapa 3 até ter apenas um único grupo

5. Desenha-se o dendograma baseado na distância encontrada

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Complete Linkage – Vizinho mais longe

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Complete Linkage – Vizinho mais longe

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Complete Linkage – Vizinho mais longe

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Average Linkage

1. Calcula-se a distância de todos os alunos contra todos os alunos
2. Agrupa os alunos mais próximos (menor distância)
3. Define a distância do primeiro grupo contra os demais alunos baseado na **média** da distância entre cada integrante do grupo com os demais
4. Etapa 3 até ter apenas um único grupo

5. Desenha-se o dendograma baseado na distância encontrada

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Centroid Method – Centróide

1. Calcula-se a distância de todos os alunos contra todos os alunos
2. Agrupa os alunos mais próximos (menor distância)
3. Define a distância do primeiro grupo contra os demais alunos através da fórmula (cálculo do centroide)
4. Etapa 3 até ter apenas um único grupo

5. Desenha-se o dendograma baseado na distância encontrada

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Centróide

Os elementos que serão agrupados são denominados **p e q**

A novo grupo (**p+q**) é denominado **t.**

A distância entre o novo grupo t e o elemento/grupo r é dada por

$$S_{t,r} = \frac{N_p}{N_p + N_q} S_{p,r} + \frac{N_q}{N_p + N_q} S_{q,r} - \frac{N_p * N_q}{(N_p + N_q)^2} S_{p,q}$$

Em que,

Np é o número de observações no grupo p,

Nq é o número de observações no grupo q,

Sp,r é a distância entre p e r,

Sq,r é a distância entre q e r,

Sp,q é a distância entre p e q.

Em outra notação:

$$d_{(UV)W} = (\bar{X}_{UV} - \bar{X}_W)'(\bar{X}_{UV} - \bar{X}_W)$$

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Centroid Method – Centróide

Os elementos que serão agrupados são denominados **p e q**

A novo grupo (**p+q**) é denominado **t.**

A distância entre o novo grupo t e o elemento/grupo r é dada por

$$S_{t,r} = \frac{N_p}{N_p + N_q} S_{p,r} + \frac{N_q}{N_p + N_q} S_{q,r} - \frac{N_p * N_q}{(N_p + N_q)^2} S_{p,q}$$

Em que,

Np é o número de observações no grupo p,

Nq é o número de observações no grupo q,

Sp,r é a distância entre p e r,

Sq,r é a distância entre q e r,

Sp,q é a distância entre p e q.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Centroid Method – Centróide

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Ward Method

Luis Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Também conhecido como método do incremento das somas de quadrados, é baseado na análise de variância. Neste método as somas de quadrados entre e dentro grupos, em relação as p variáveis, são utilizadas como critério de agrupamento. A ideia do método de Ward é aglomerar os grupos R e S que minimizam a soma de quadrados dentro dos grupos, ou seja, a soma de quadrado dos erros.

1. Calcula-se a distância de todos os alunos contra todos os alunos
2. Agrupa os alunos mais próximos (menor distância)
3. Define a distância do primeiro grupo contra os demais alunos através da fórmula de Wald

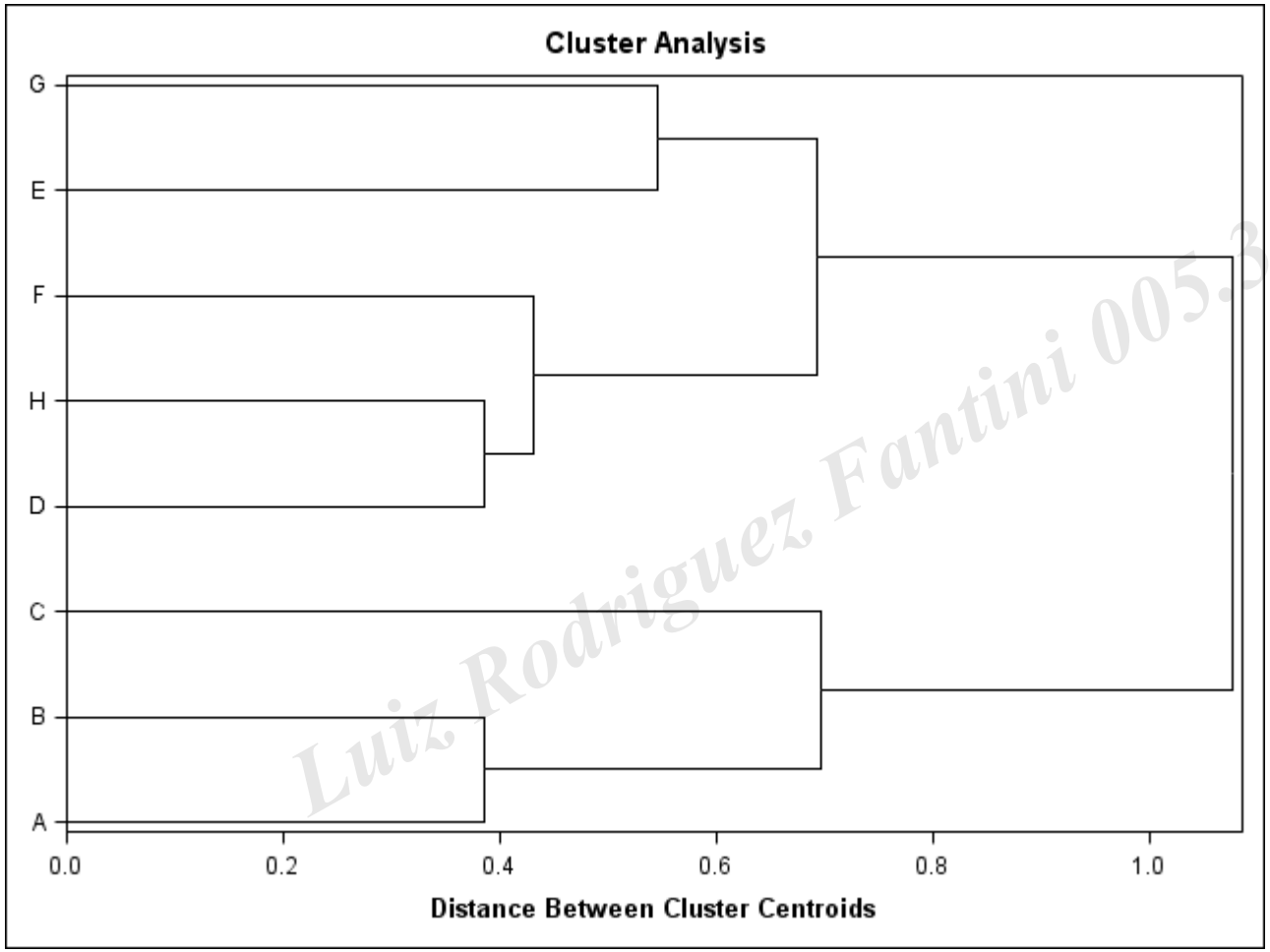
$$d(C_l, C_i) = \left[\frac{n_l n_i}{n_l + n_i}\right](\bar{X}_l - \bar{X}_i)'(\bar{X}_l - \bar{X}_i)$$

4. Etapa 3 até ter apenas um único grupo

5. Desenha-se o dendograma baseado na distância encontrada

Análise de Cluster

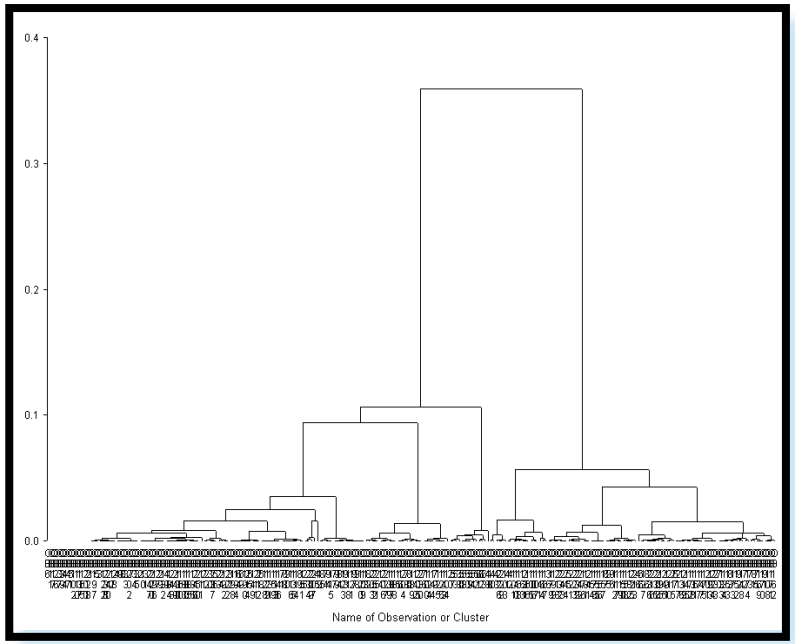
Dendograma

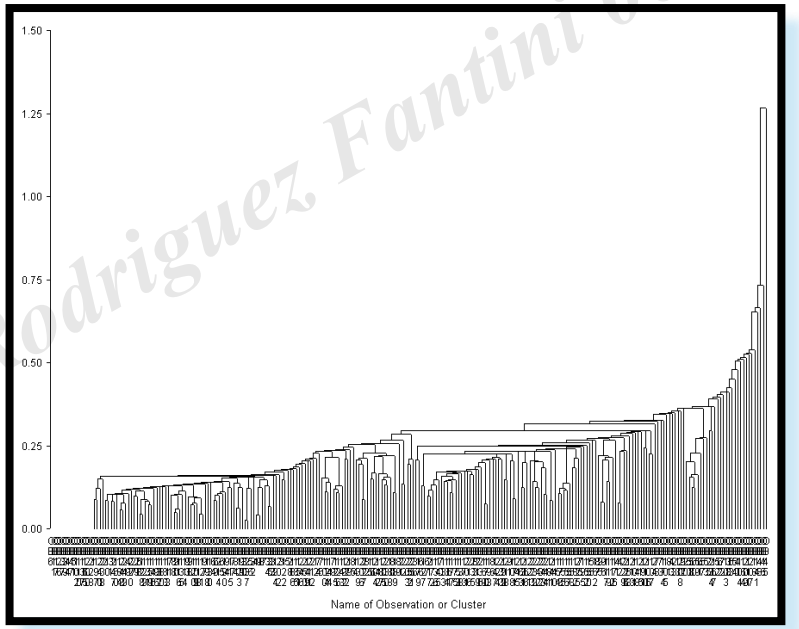


Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dendograma

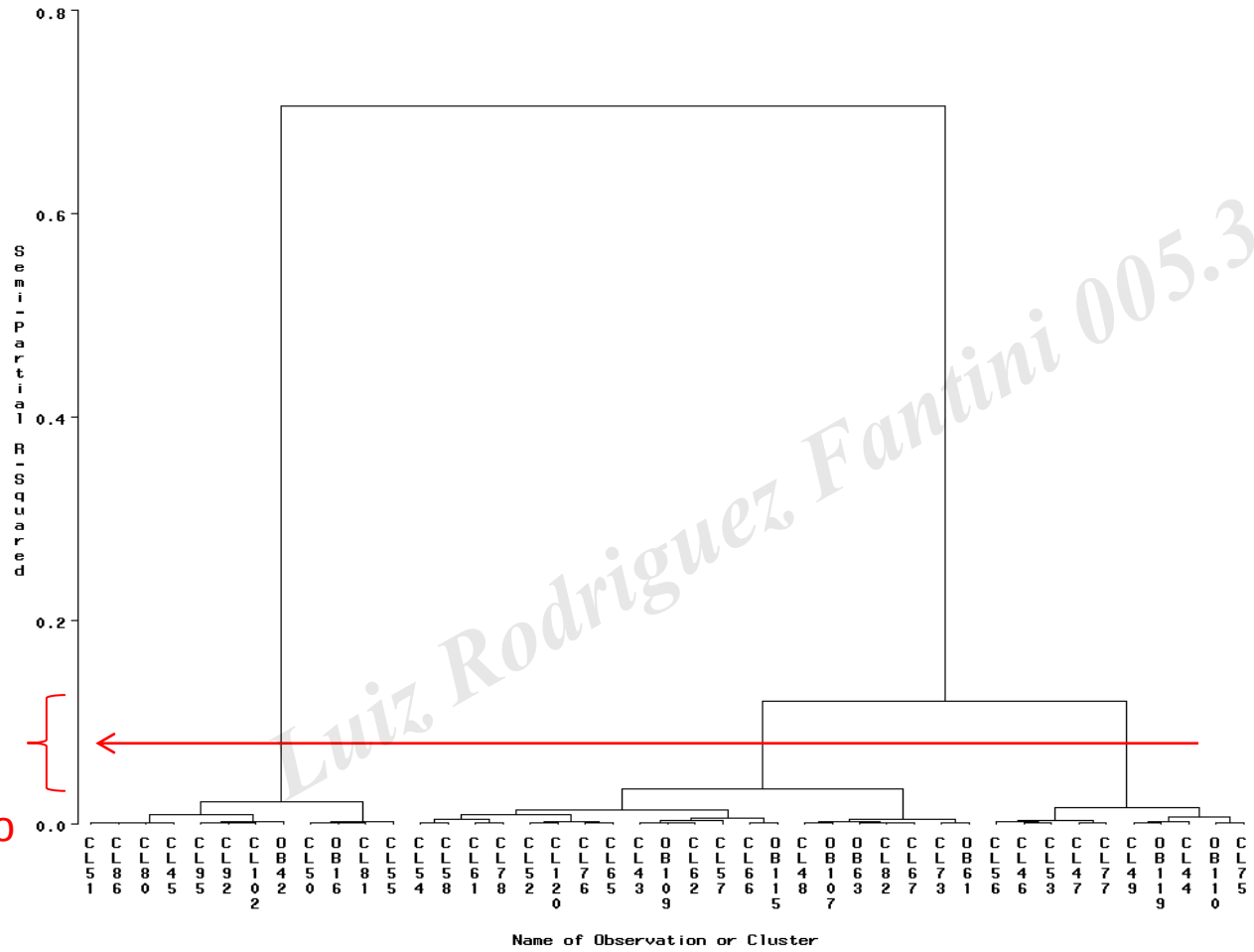




Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dendograma



3 clusters parece ser uma solução razoável

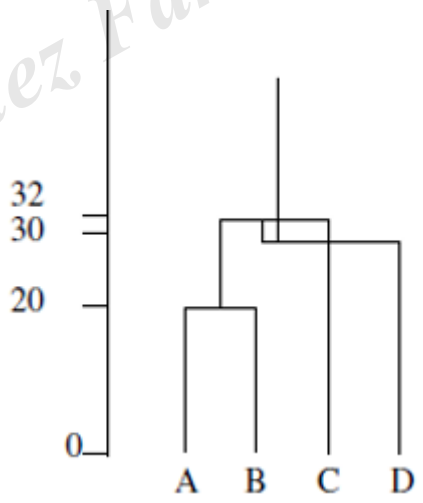
Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Hierárquico

• Podem provocar inversões. Ocorrem quando inexiste uma estrutura de cluster clara.

• Neste caso D é adicionado ano grupo (ABC), a uma distância de 30, inferior à distância a qual se juntou C(AB).



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas de Agrupamentos – Hierárquico – Comparação

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

- Single Linkage - Vizinho mais próximo
    - Estruturas geométricas diferentes, mas é incapaz de delinear grupos pouco separados.
- Complete Linkage - Vizinho mais longe
    - Clusters de mesmo diâmetro e isolam os outliers nos primeiros passos.
- Avarage Linkage – Média
    - Clusters de mesma variância interna, produzindo melhores partições.
- Ward´s Method
    - Cluster com o mesmo n° de itens, baseado nos princípios de análises de variâncias.

Análise de Cluster

Técnicas para escolha do número de clusters – Hierárquico

- Coeficiente R^2

a) Soma de quadrados total : $SSTc = \sum_{i=1}^{g^*}\sum_{j=1}^{n_i}\left(X_{ij} - \bar{X}\right)'\left(X_{ij} - \bar{X}\right)$

b) Soma de quadrados total intragrupo : $SSR = \sum_{i=1}^{g^*} SS_i = \sum_{i=1}^{g^*}\sum_{j=1}^{n_i}\left(X_{ij} - \bar{X}_{i.}\right)'\left(X_{ij} - \bar{X}_{i.}\right)$

c) Soma de quadrados total intergrupos : $SSB = \sum_{i=1}^{g^*} n_i\left(\bar{X}_{i.} - \bar{X}\right)'\left(\bar{X}_{i.} - \bar{X}\right)$

$$R^2 = \frac{SSB}{SSTc}$$

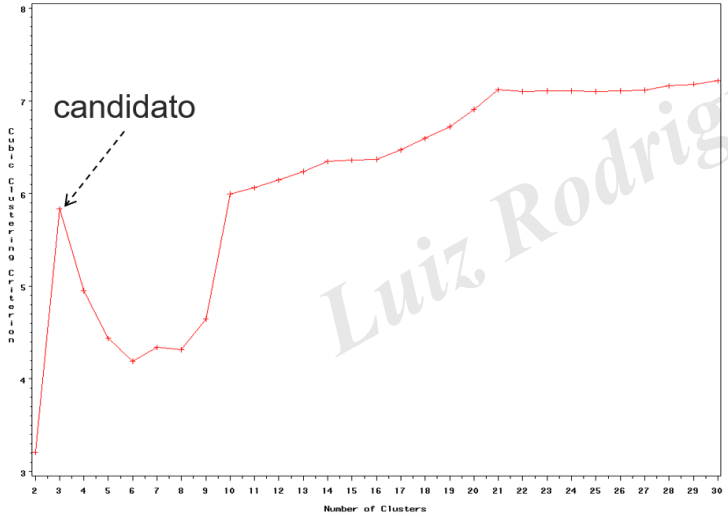
Quanto maior o R^2, maior o SSB, consequentemente menor o SSR (que é o que nos importa, pouca variabilidade dentro dos clusters).
Procuramos sempre por algum salto! É possível notar que quanto menor o número de grupos (maior a variabilidade entre), menor o R^2.

Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas para escolha do número de clusters – Hierárquico

- CCC (Cubic Clustering Criterion)
  - compara o R^2 calculado com o seu esperado, $E[R^2]$, supondo que os clusters são gerados por uma distribuição uniforme. Se CCC > 3 (o que é bom), $R^2 > E[R^2]$, isto é, a estrutura de cluster é diferente da partição uniforme.



$$\text{CCC} = \ln\left[\frac{1-E(R^2)}{1-R^2}\right]\frac{\sqrt{\frac{np^*}{2}}}{\left(0.001+E(R^2)\right)^{1.2}}$$

Luiz Rodriguez Fantini 005.574.619-81

Análise de Cluster

Técnicas para escolha do número de clusters – Método Elbow

Assim como no princípio de cluster, a ideia do método é minimizar a variabilidade dentro do cluster, ou seja:

$$minimize(\sum_{i=1}^{n} W(C_k))$$

onde C_k é o k cluster e $W(C_k)$ é a variação dentro do cluster. Então, o total da soma dos quadrados dentro do cluster (wss) mede a homegenidade do cluster e queremos que seja tão pequeno quanto possível. Assim, podemos usar o seguinte algoritmo para definir os clusters como sendo ótimos:

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Técnicas para escolha do número de clusters – Método Elbow

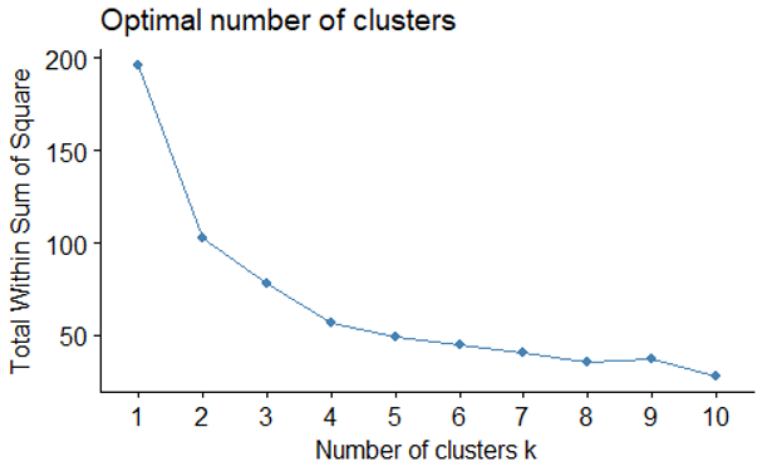
1. Rodar o algoritmo de agrupamento para diferentes valores de k. Por exemplo, variando de 1 a 15 clusters.

2. Para cada ***k***, calcular a soma dos quadrados total dentro do cluster (wss).

3. Traçar a curva de wss de acordo com o número de clusters.

4. A localização de uma curva (joelho) na trama é geralmente considerada como um indicador do número apropriado de clusters.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81



Análise de Cluster

Técnicas para escolha do número de clusters – Método Silhoutte

- O coeficiente de silhueta é a medida da relação entre um ponto e os membros do grupo dele.
- Se a medida “s” de um ponto é grande, a distância média do ponto dentro do cluster é menor que a distância média até os pontos no cluster vizinho, ou seja, o ponto está bem classificado.
- Se essa medida for pequena, a distância média do ponto dentro do grupo é maior que a distância média aos objetos no cluster vizinho, por isso o ponto foi classificado de forma indevida. ->

$$s = \frac{b - a}{max(a, b)}$$

Sendo que:
"a" é a distância média entre o ponto e todos os demais pontos do cluster.
"b" é a distância média entre o ponto e todos os pontos do cluster vizinho mais próximo.

- O coeficiente de silhueta de todo o set é definido pela média dos coeficientes calculados para cada ponto.

$$sil(C) = \overline{sil(k)} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} sil(C_i)$$

Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Padronização

- Utilizando a Distância Euclidiana, o que impacta mais em um cálculo:

  Uma diferença de 100 reais na renda anual?????

  ou

  Uma diferença de 80 anos na idade????

- Quando temos variáveis com escalas diferentes, precisamos nos preocupar com a padronização dos dados.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Padronização de variável

$$Z = \frac{(X - \mu)}{S}$$

X: variável aleatória com média μ e desvio padrão S

Z: variável aleatória padronizada com média 0 e variância 1.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

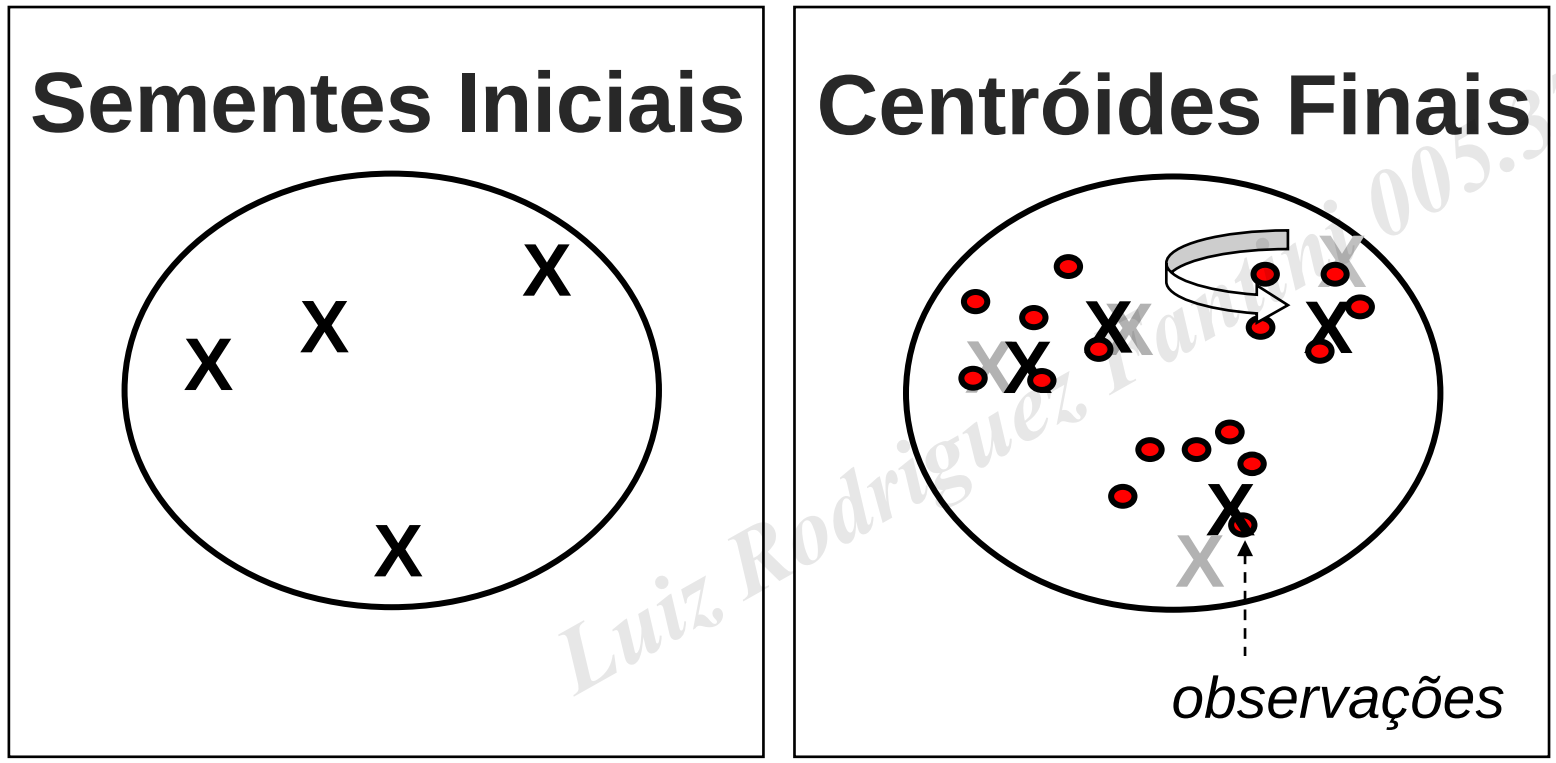
Prática no R – Hierárquico

- Exemplo do Alunos no R
- Mcdonald

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico



Luiz Rodriguez Ramos 005.574.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

A metodologia *k*-means segue 3 passos:

1. Seleciona (ou específica) os centróides iniciais (sementes).

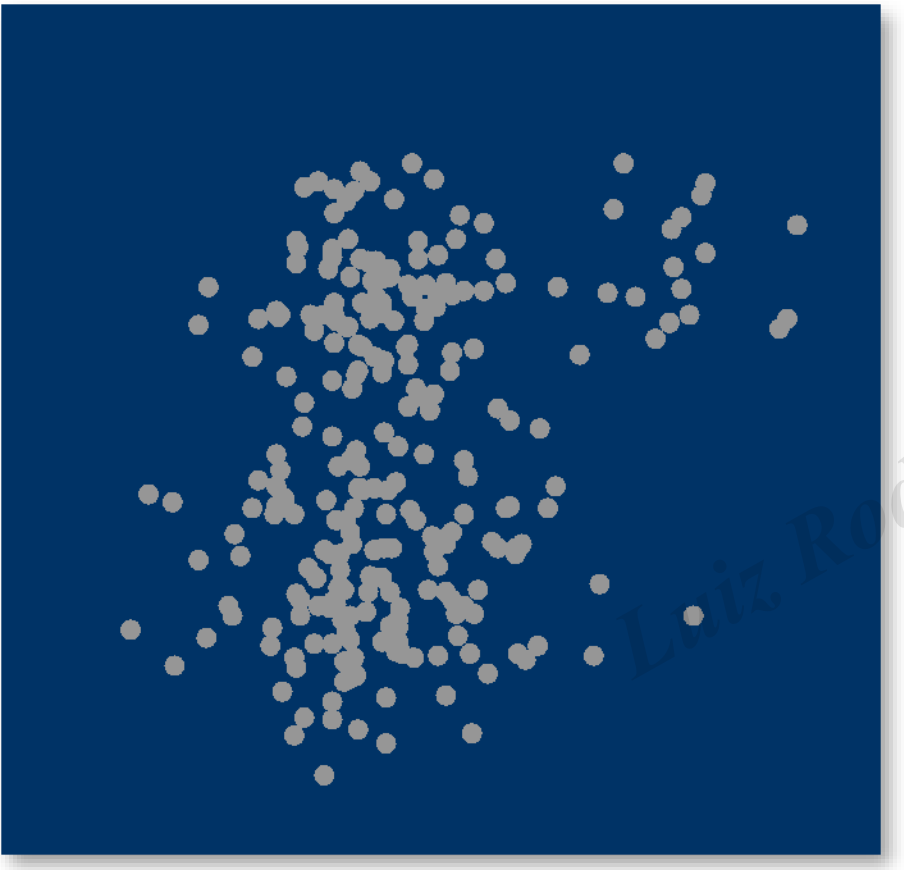
2. Lê as observações e atualiza os centróides, esse processo é repetido até a convergência.

3. Uma leitura final dos dados assinala cada observação ao centróide mais próximo.

Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

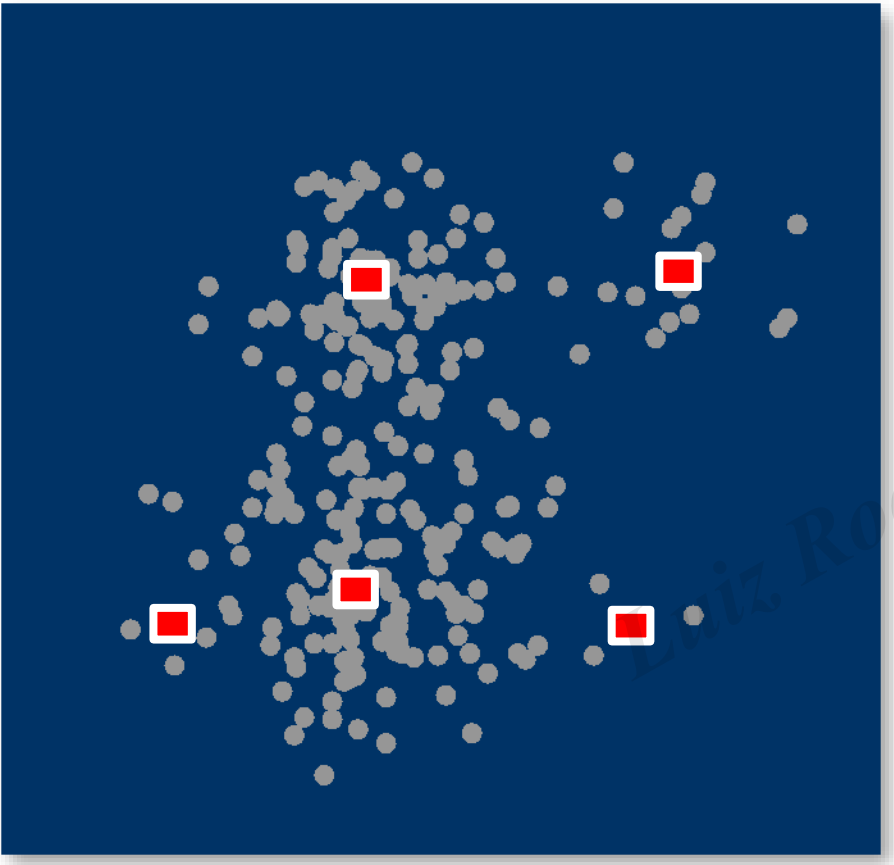


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. Repita os passos 3 e 4 até a convergência.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

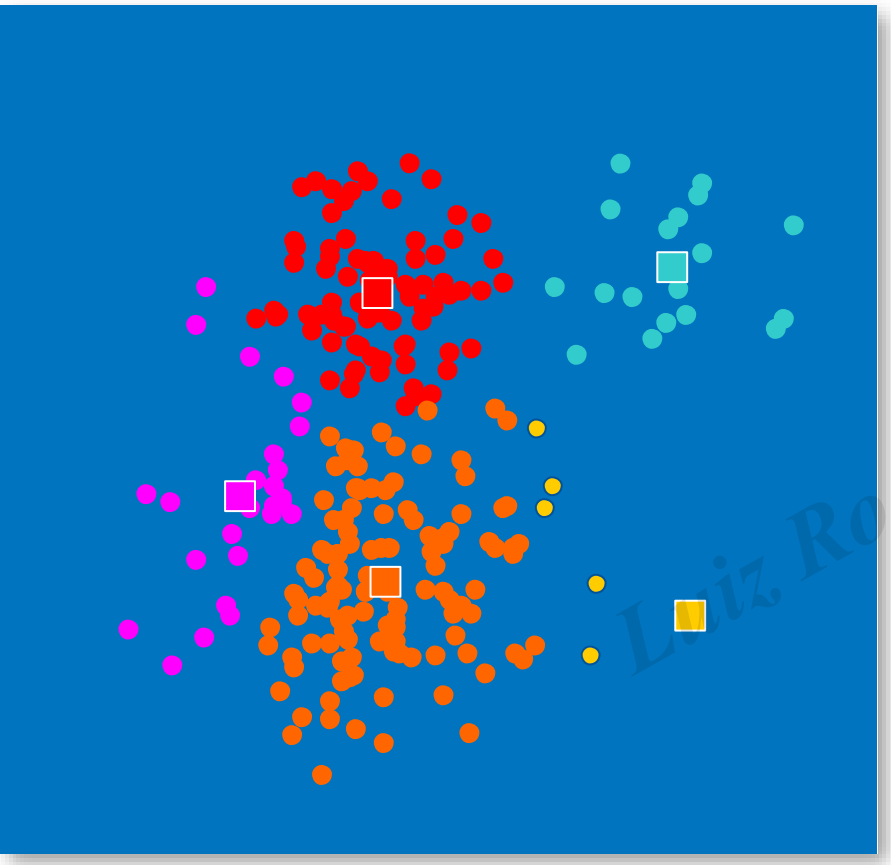


1. **Seleciona *k* centróides .**
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. Repita os passos 3 e 4 até a convergência.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

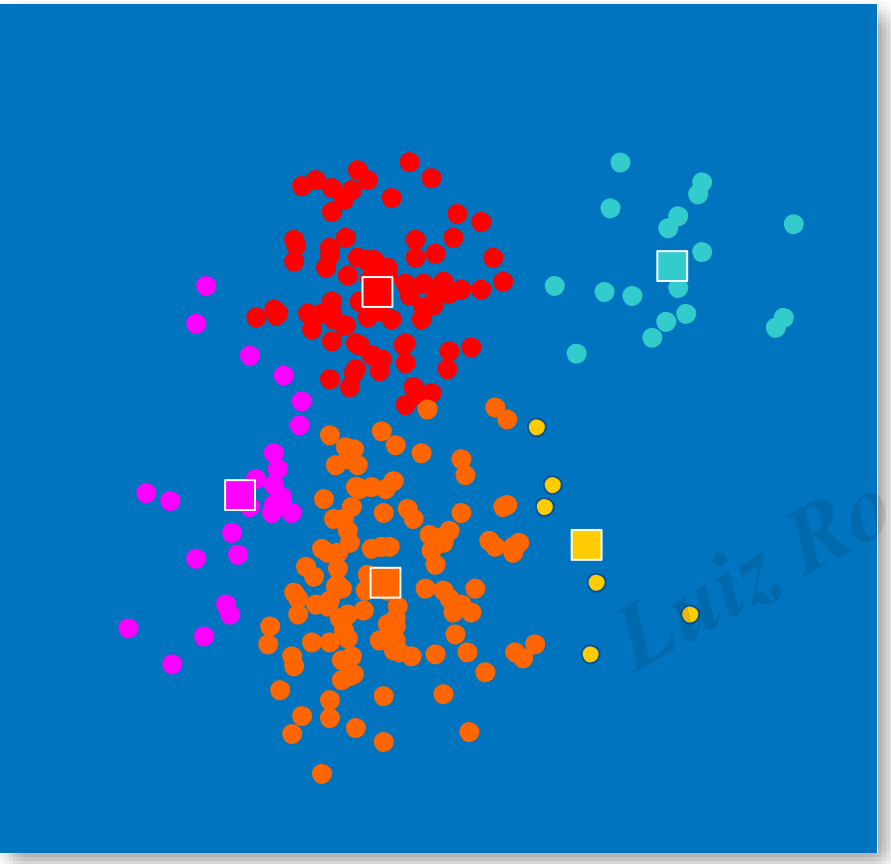


1. Seleciona *k* centróides .
2. **Assinala casos para o centróide mais perto.**
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. Repita os passos 3 e 4 até a convergência.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

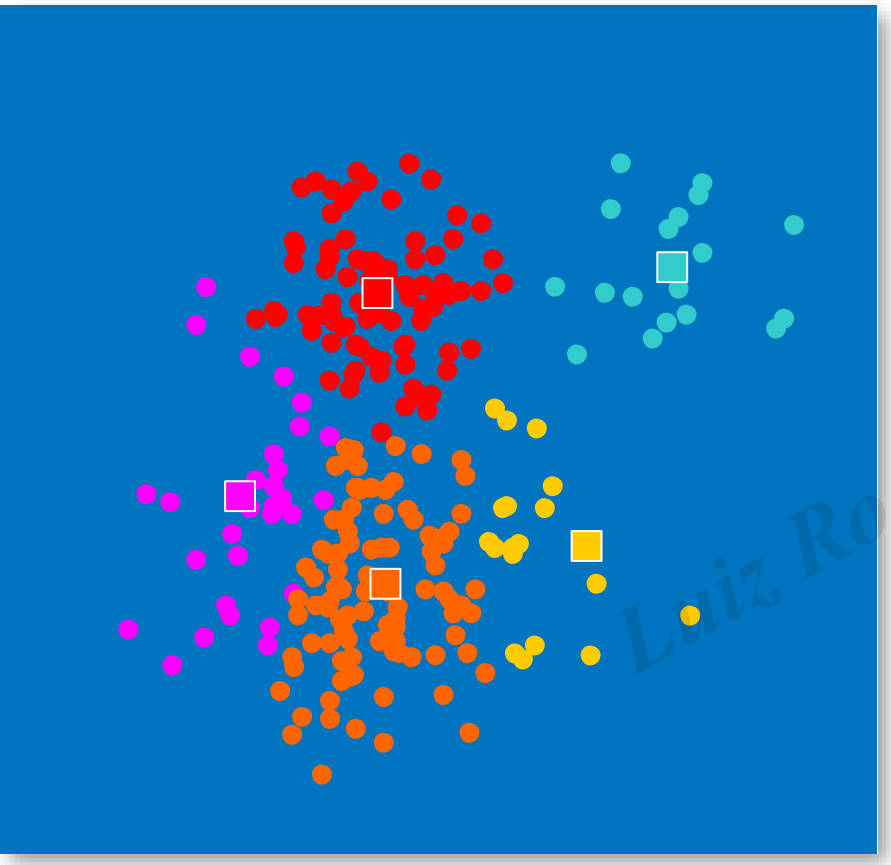


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. **Atualiza os centróides.**
4. Re-assinala todos os casos.
5. Repita os passos 3 e 4 até a convergência.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

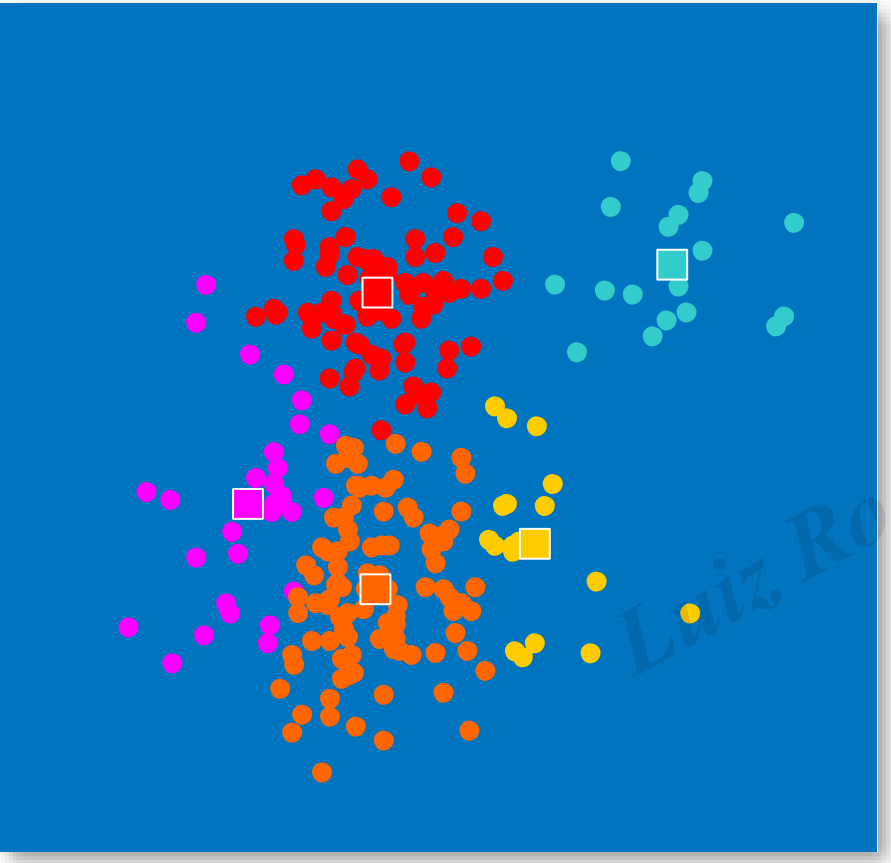


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. **Re-assinala todos os casos.**
5. Repita os passos 3 e 4 até a convergência.

Luiz Rodriguez Fantini 003.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

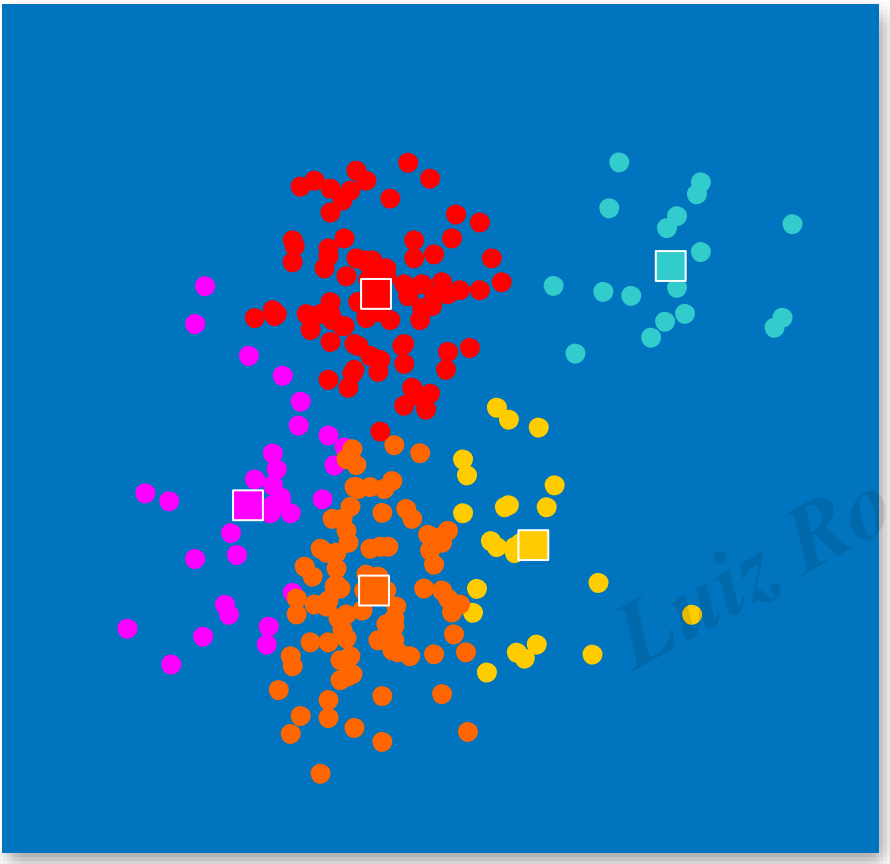


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

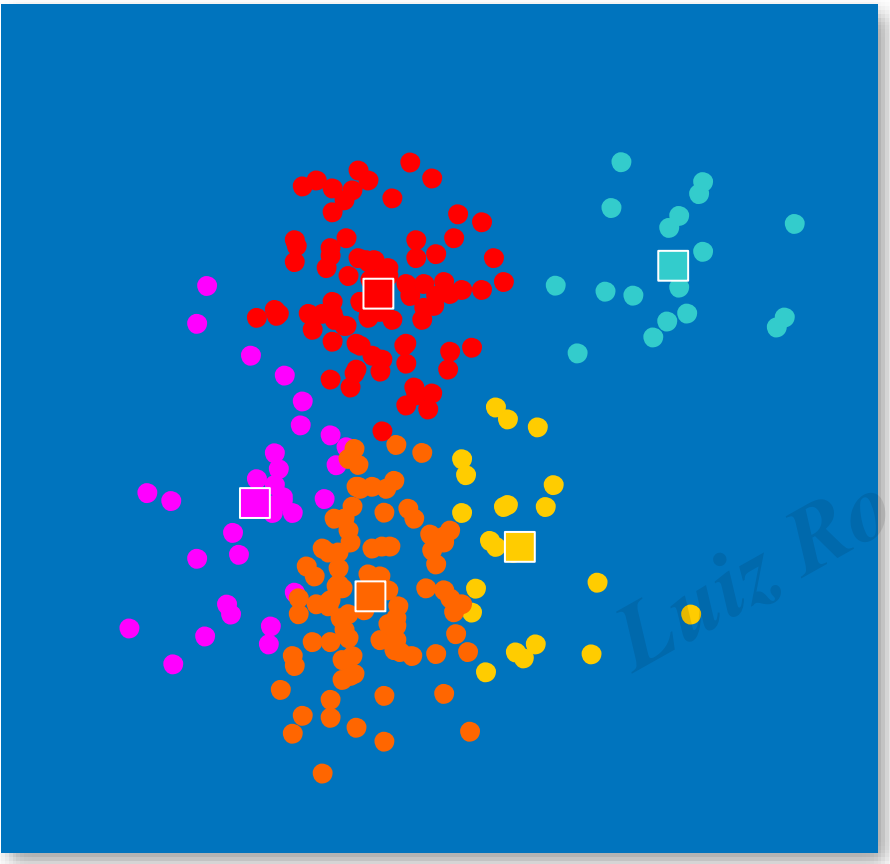


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

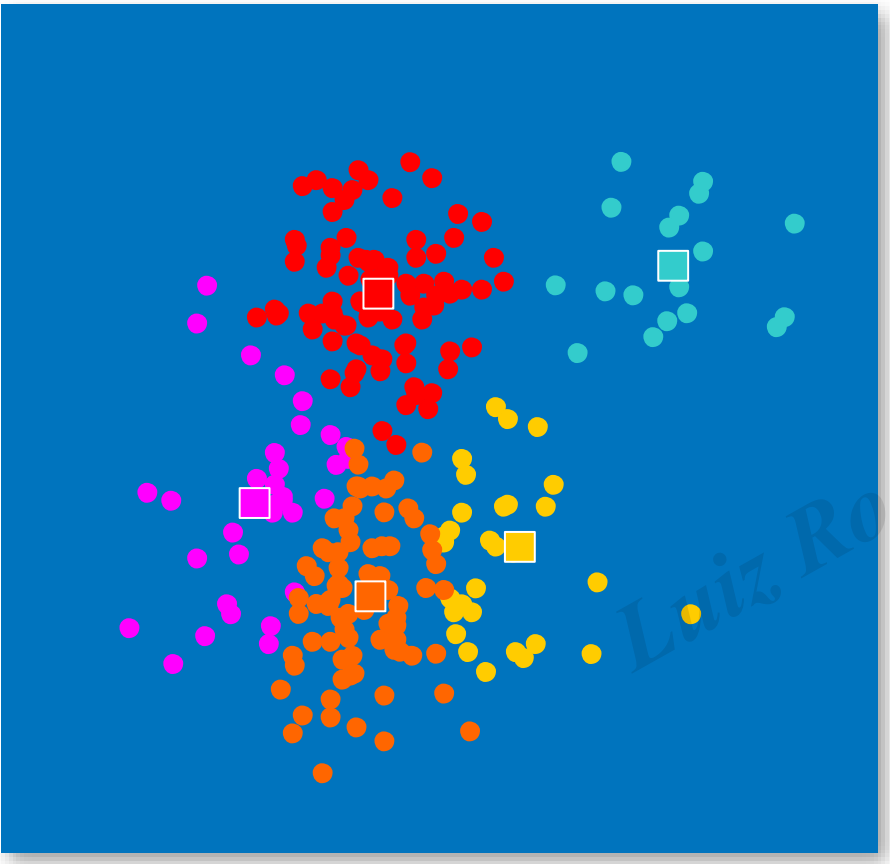


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

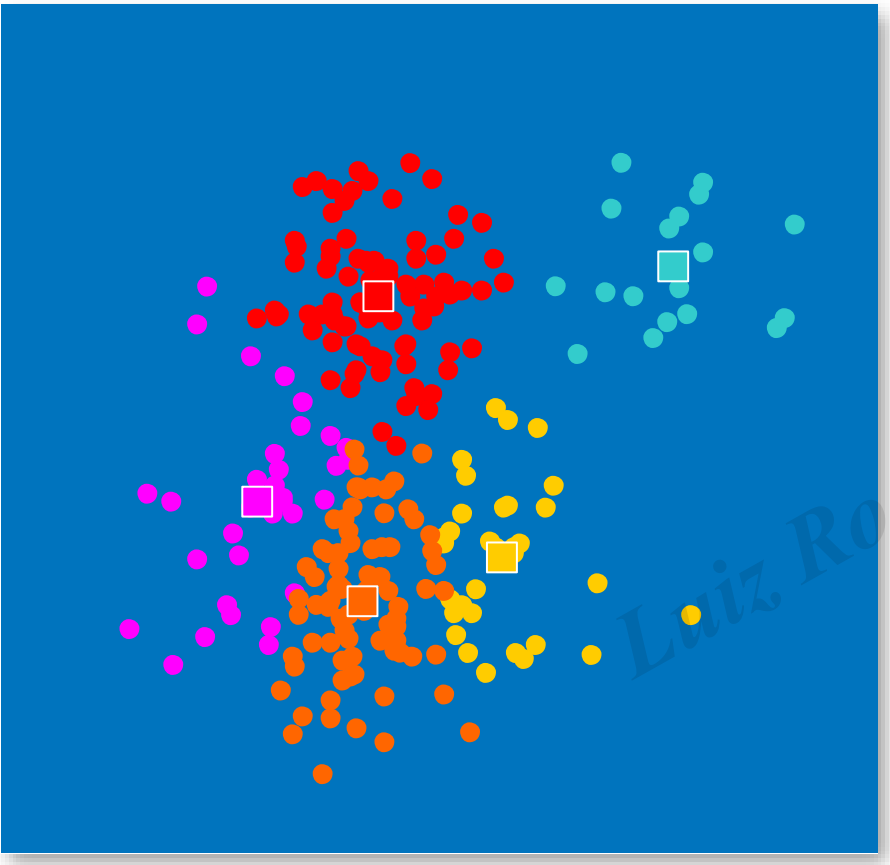


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

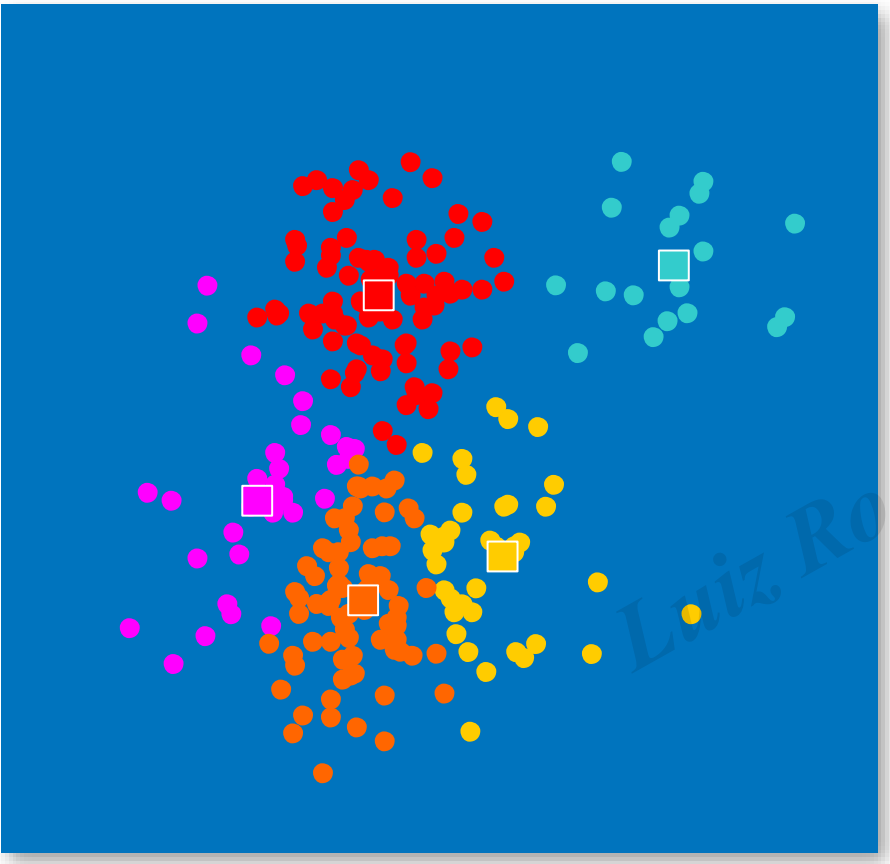


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

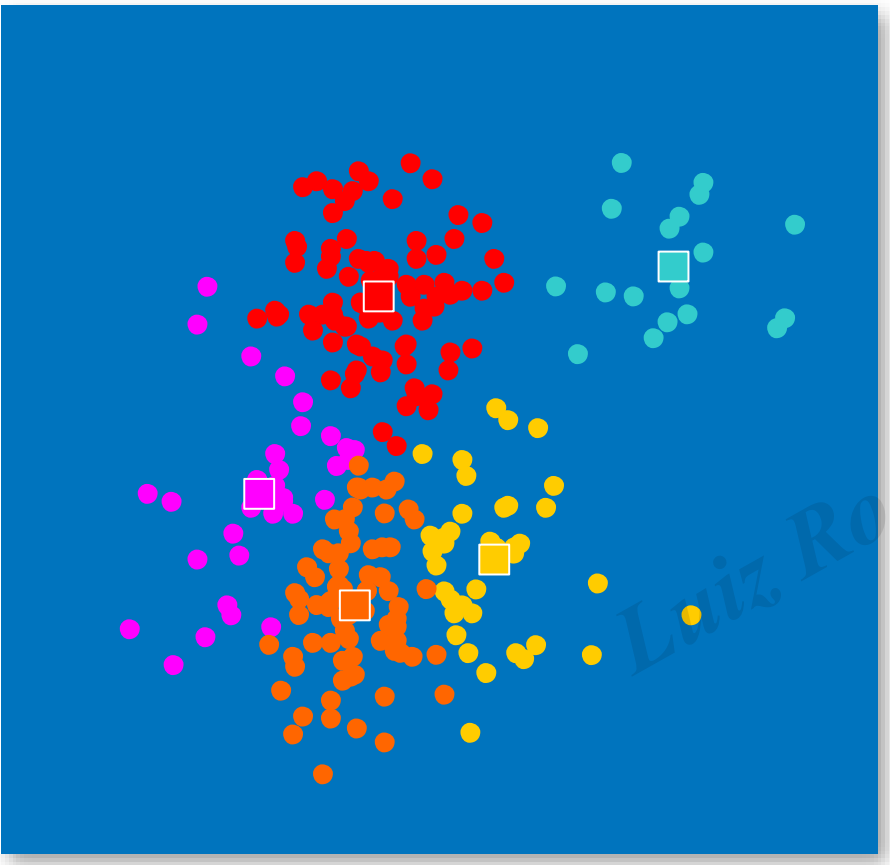


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

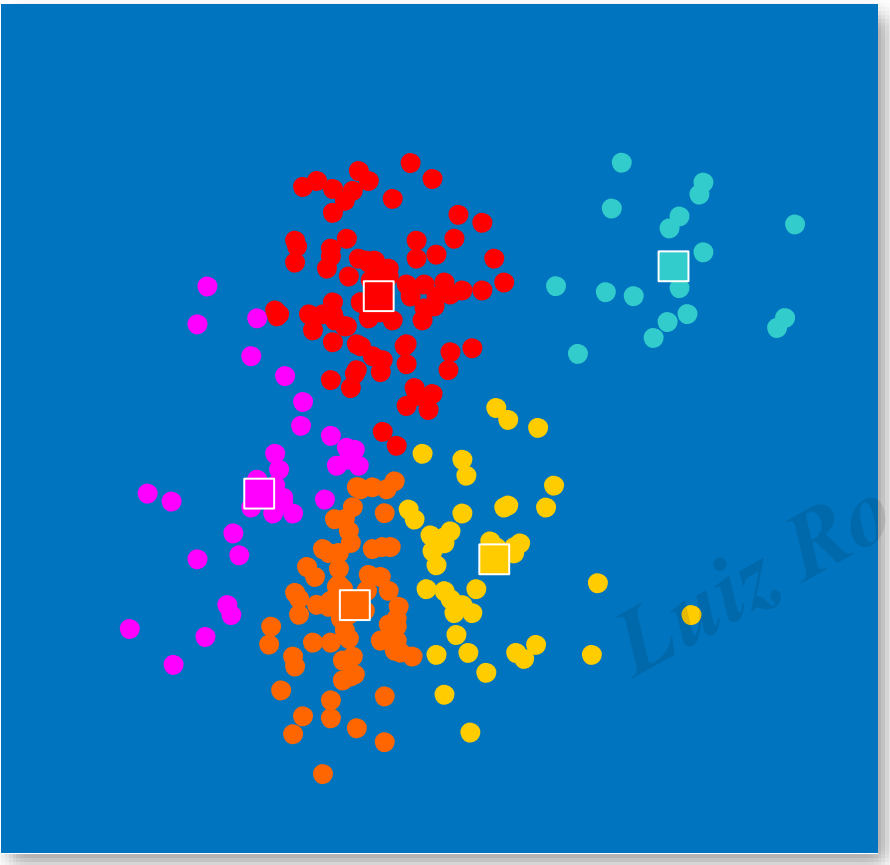


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

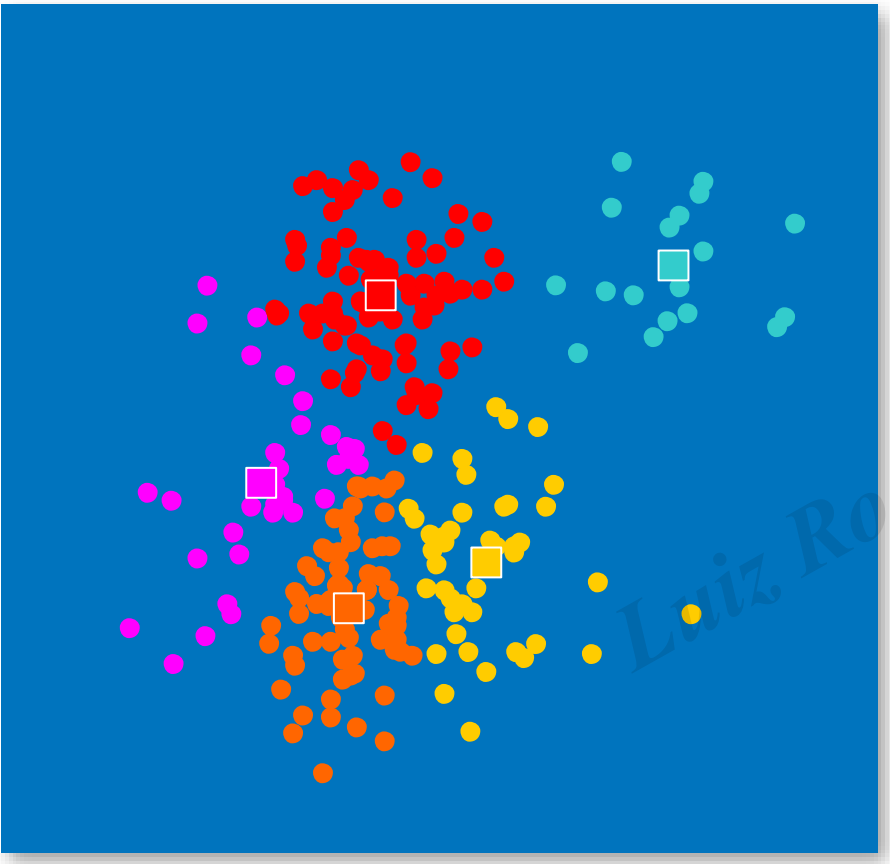


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Não Hierárquico – *k-means*

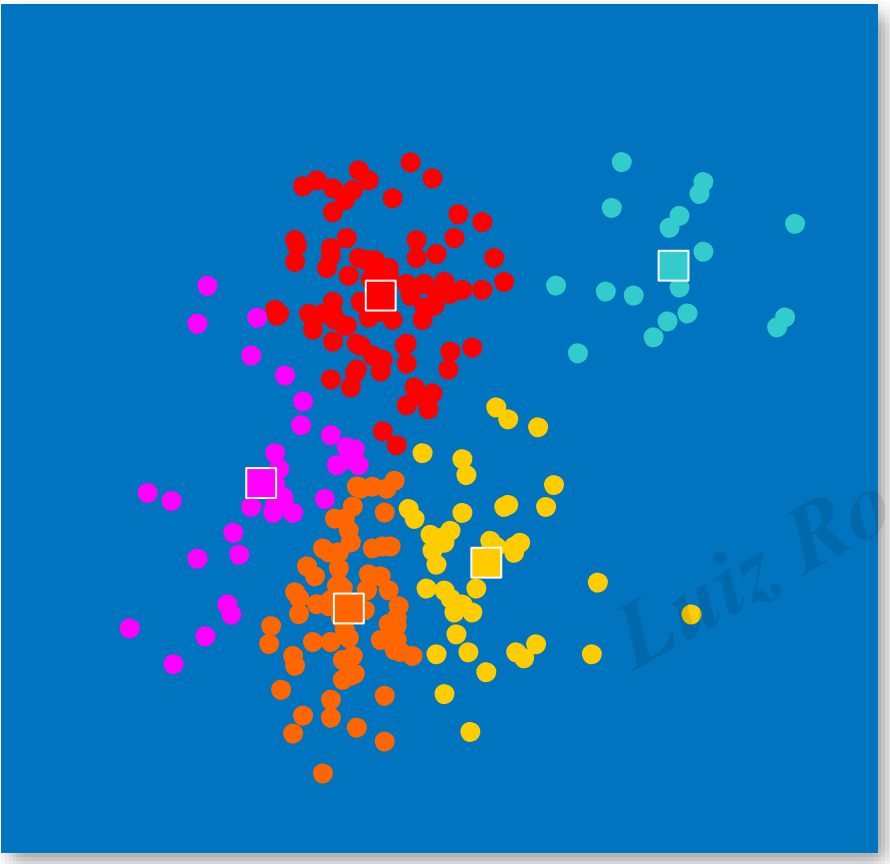


1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

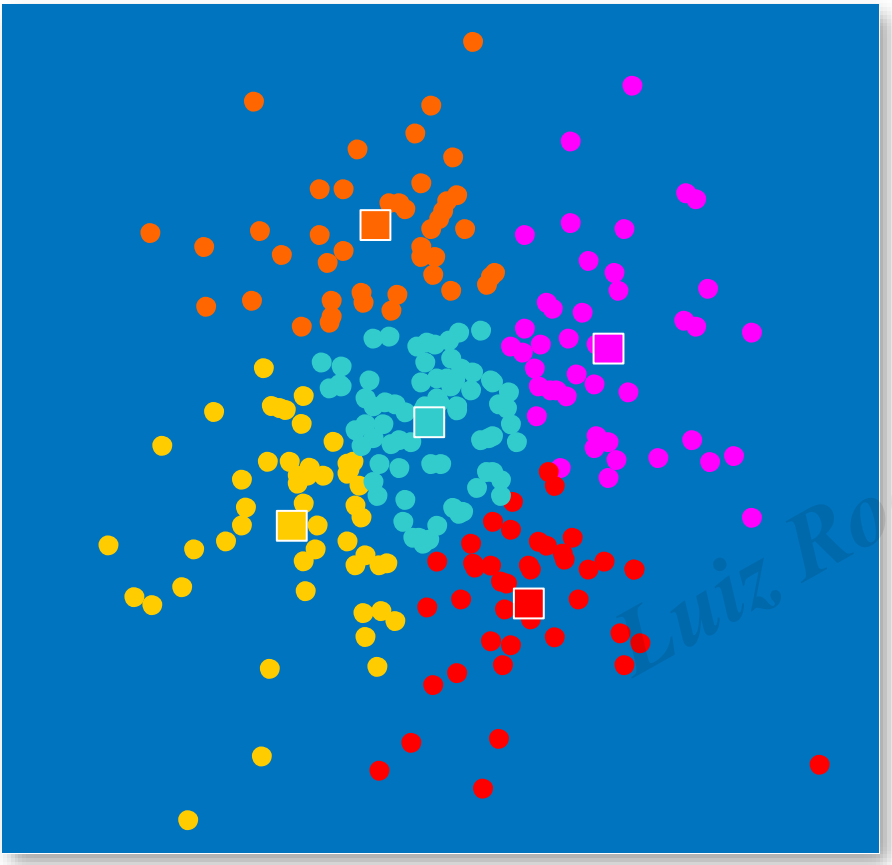
Não Hierárquico – *k-means*



1. Seleciona *k* centróides .
2. Assinala casos para o centróide mais perto.
3. Atualiza os centróides.
4. Re-assinala todos os casos.
5. **Repita os passos 3 e 4 até a convergência.**

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster



Quando os clusters não ocorrem naturalmente o algoritmo tende a dividir a tabela em partes iguais.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Prática no R – Não Hierárquico

- Mcdonald
- Municípios

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dbscan

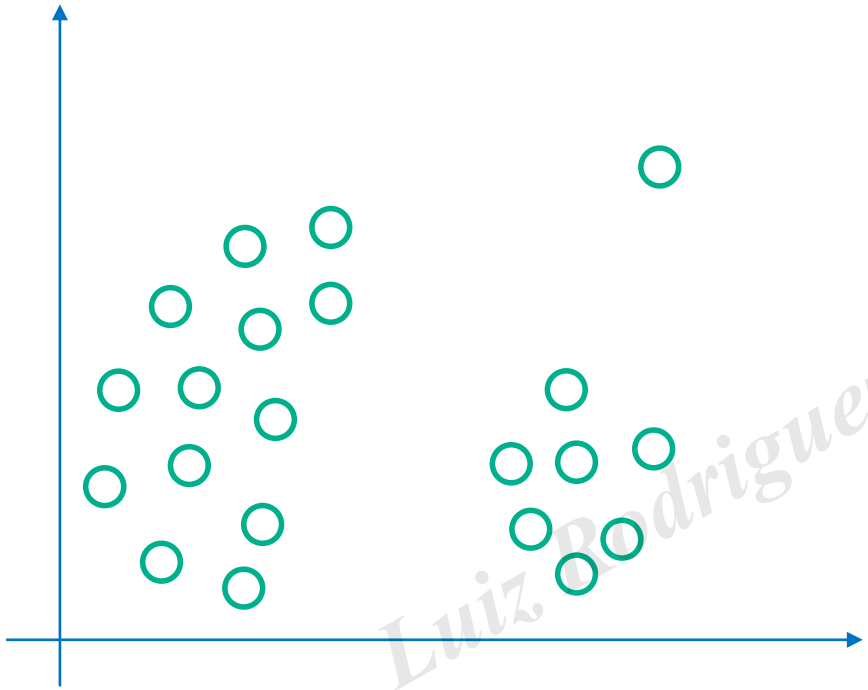
- “Density Based Spatial Clustering of Application with Noise”
- (Clusterização Espacial Baseada em Densidade de Aplicações com Ruído)

- Dois parâmetros
  - Eps: raio para definição de ponto mais próximo
  - MinPts: número mínimo de pontos no Eps-vizinhos de um ponto

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

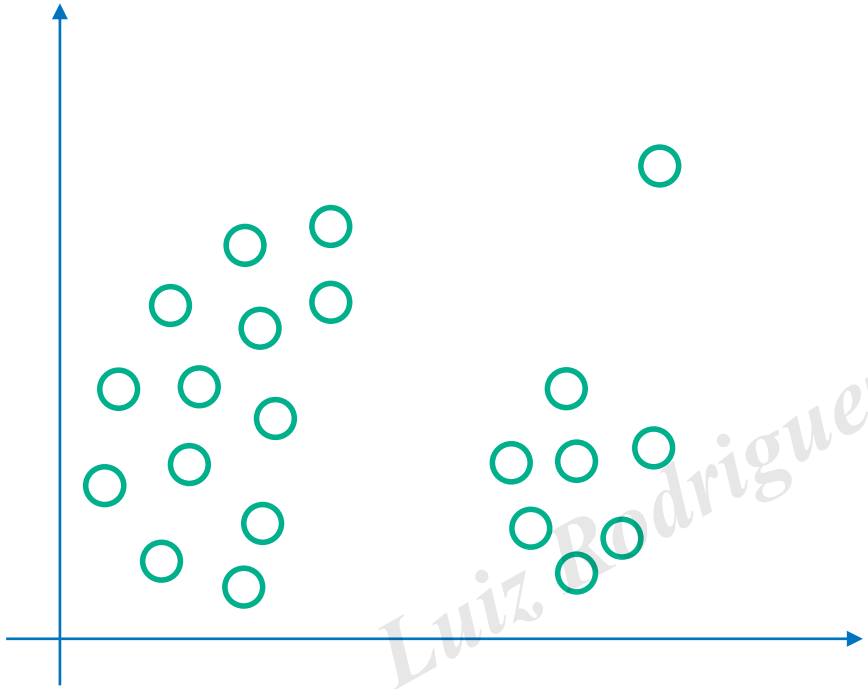
Dbscan

• O método DBSCAN encontra clusters verificando a vizinhança **Eps** de cada ponto na base de dados, começando por um **objeto arbitrário** p. Se p é um ponto central, um novo cluster com p como um centro é criado. Se p é um ponto de fronteira, nenhum ponto é alcançável por densidade a partir de p e DBSCAN visita o próximo ponto na base. O método DBSCAN, então, iterativamente coleta objetos alcançáveis por densidade diretamente de pontos centrais, que pode envolver a união de alguns clusters alcançáveis por densidade. O processo termina quando nenhum novo ponto pode ser adicionado a qualquer cluster. Para o algoritmo DBSCAN assim definido, quaisquer dois pontos centrais com distância menor ou igual a **Eps** são colocados no mesmo cluster. Qualquer ponto de fronteira que está perto de um ponto central é colocado no mesmo cluster do ponto central. Pontos que não são diretamente atingíveis por algum ponto central são classificados como ruído.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

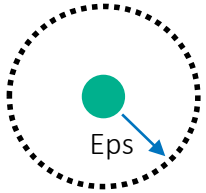
Dbscan



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

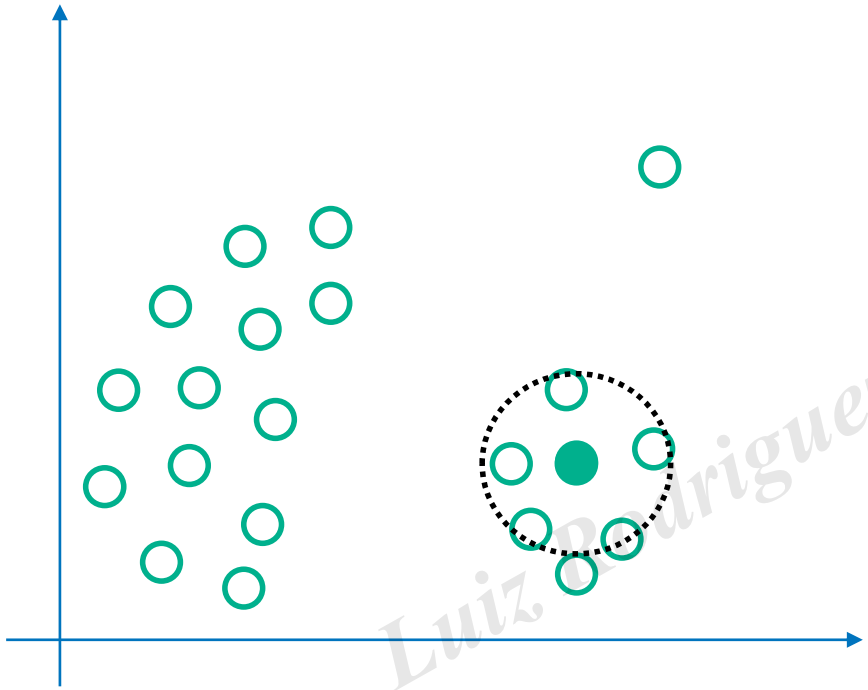
- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

- Eps = 1
- MinPts = 4



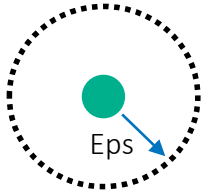
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

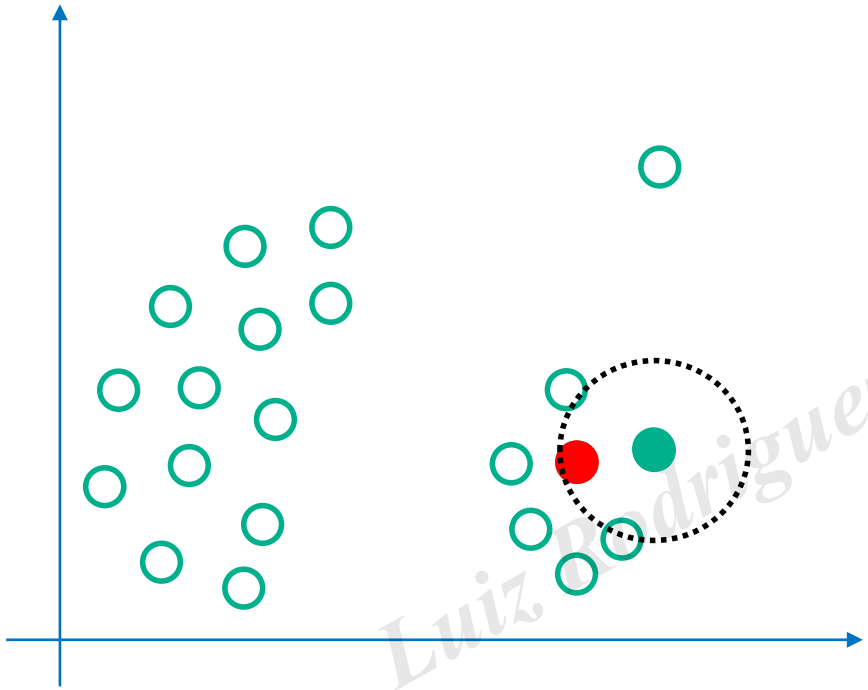
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

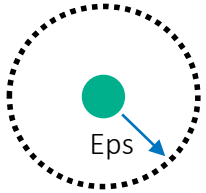
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

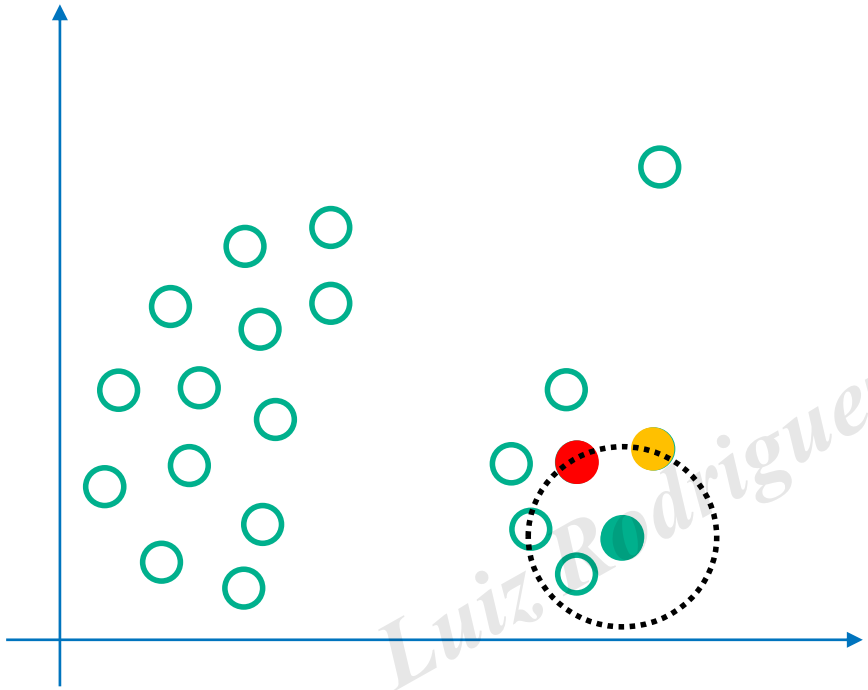
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

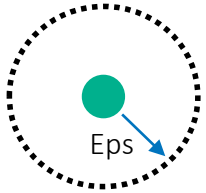
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

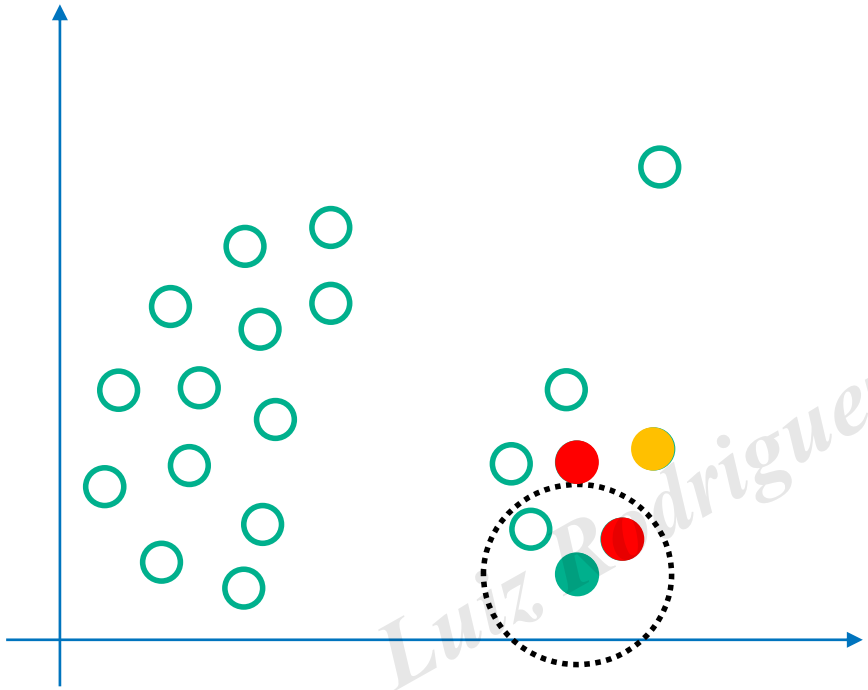
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

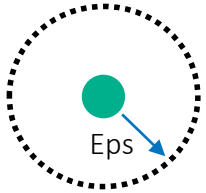
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

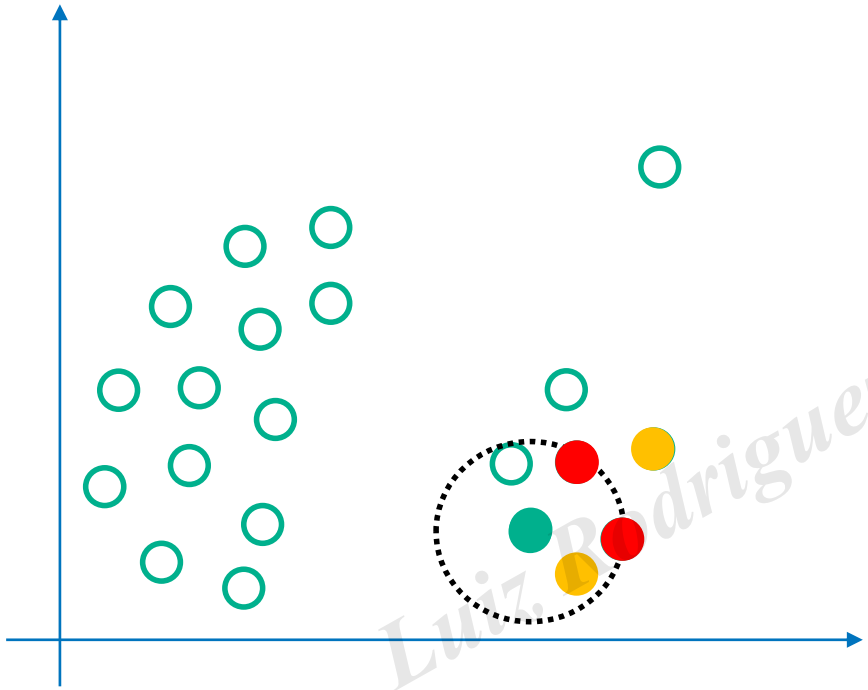
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

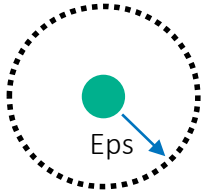
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

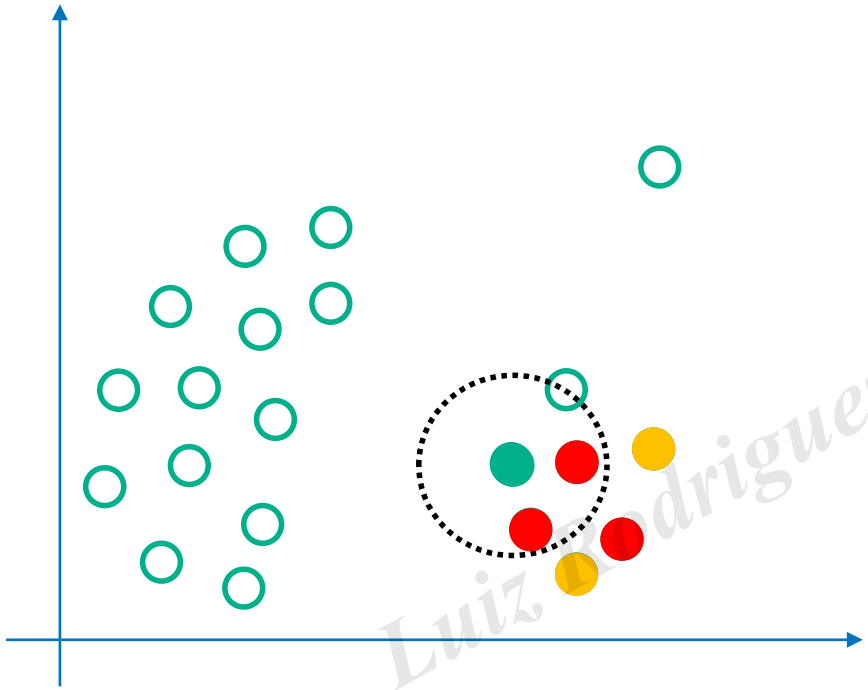
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

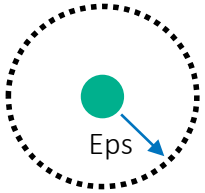
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

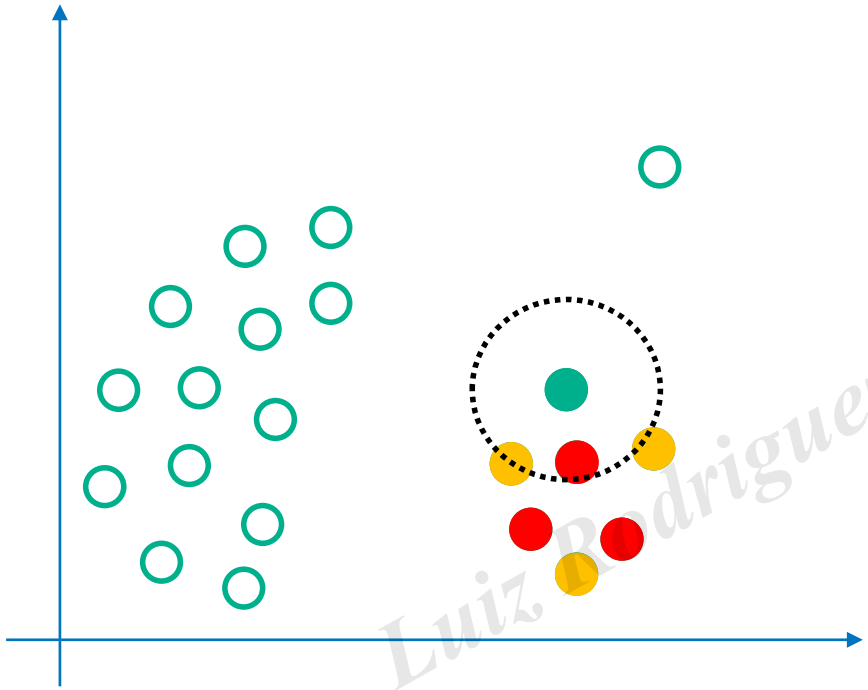
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

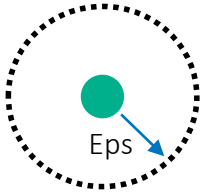
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

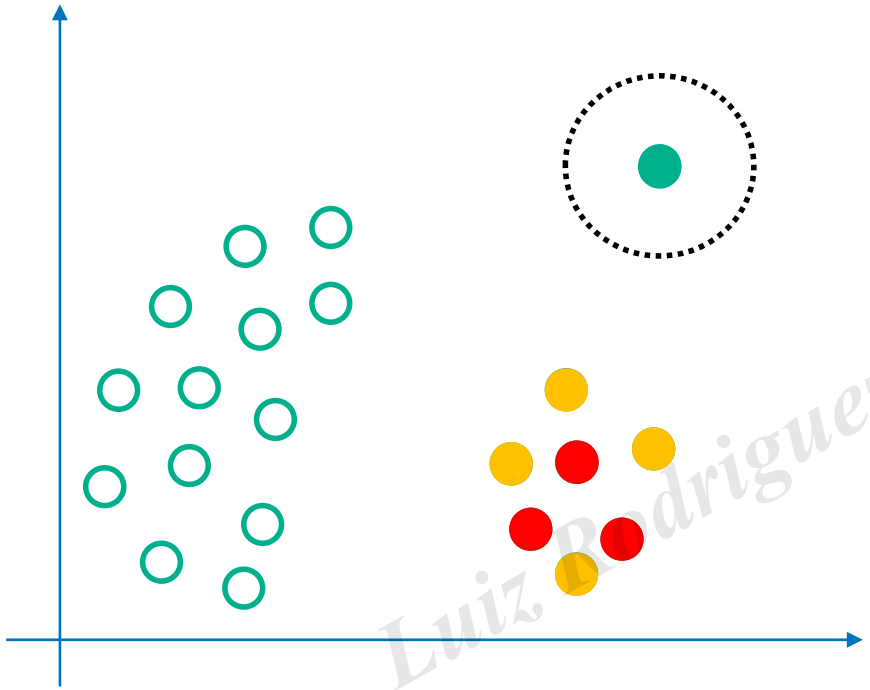
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

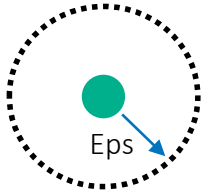
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

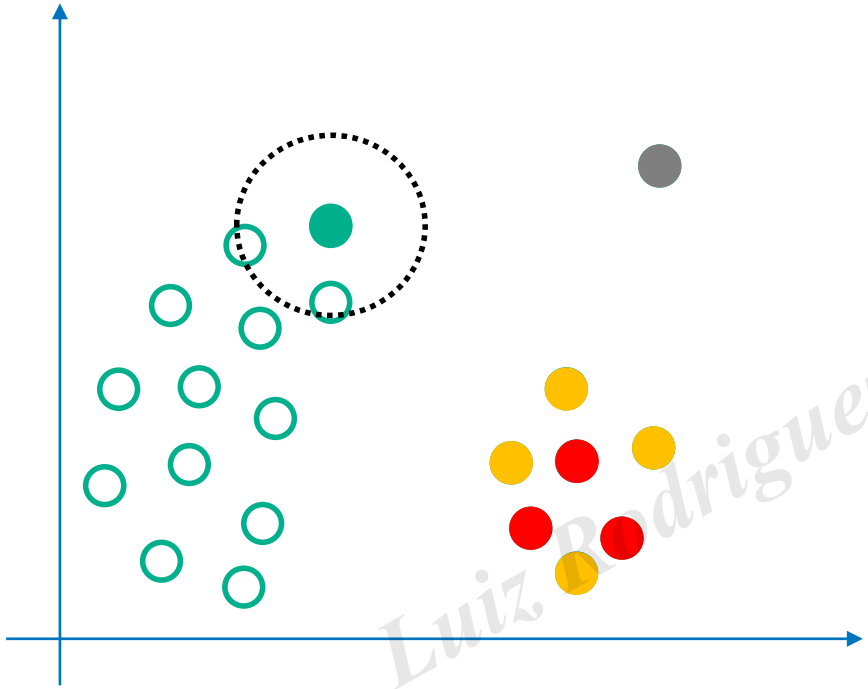
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

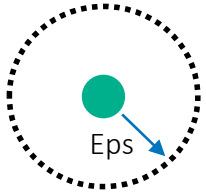
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

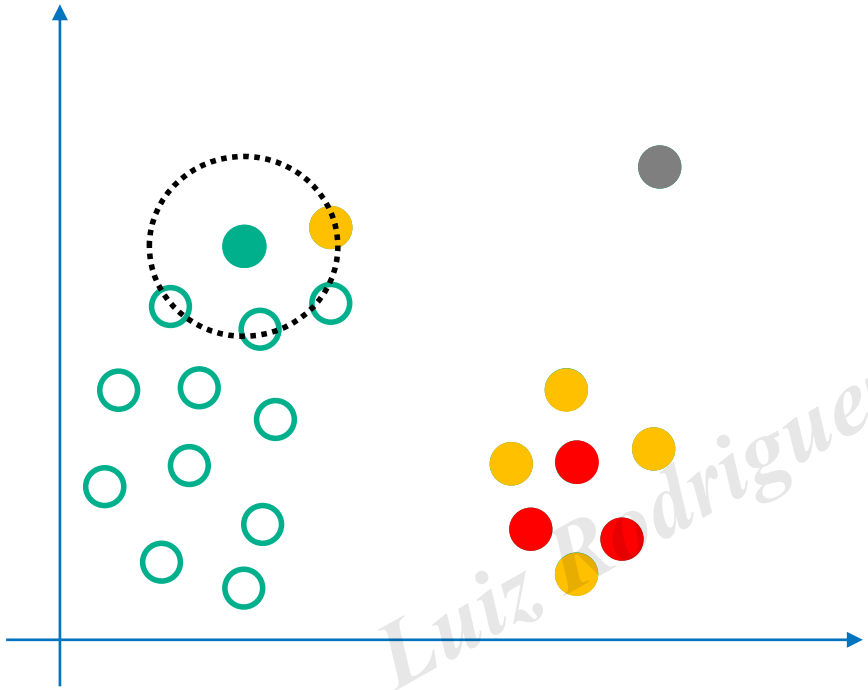
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

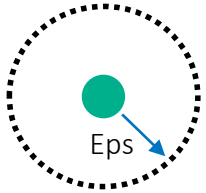
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

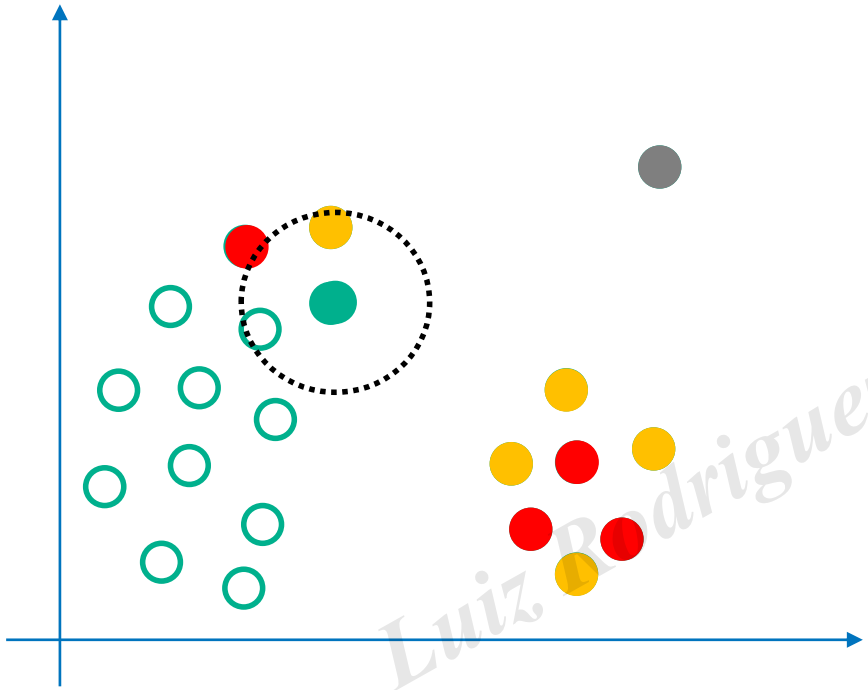
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

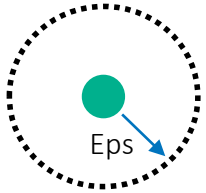
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

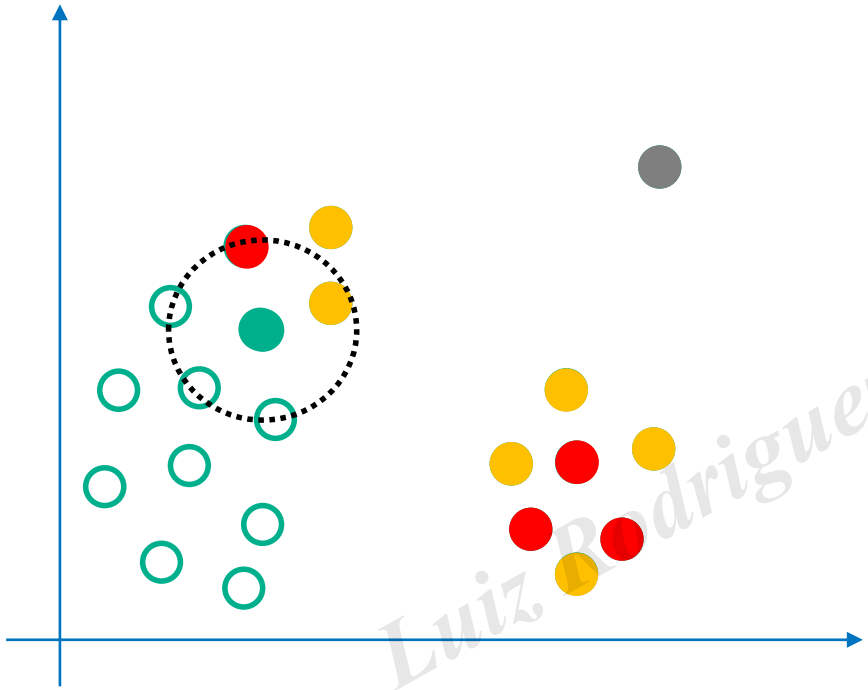
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

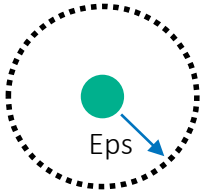
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

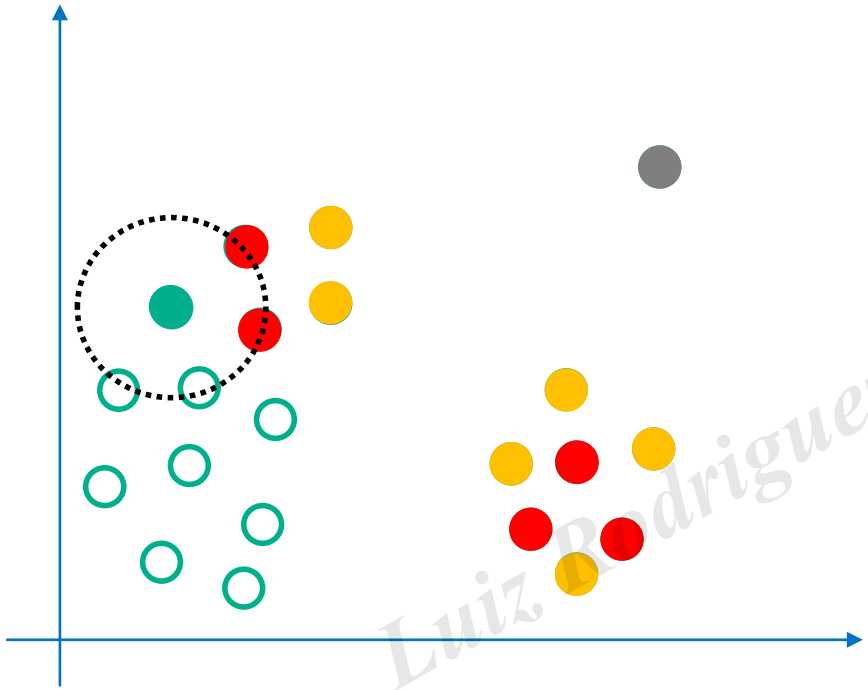
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

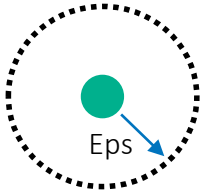
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

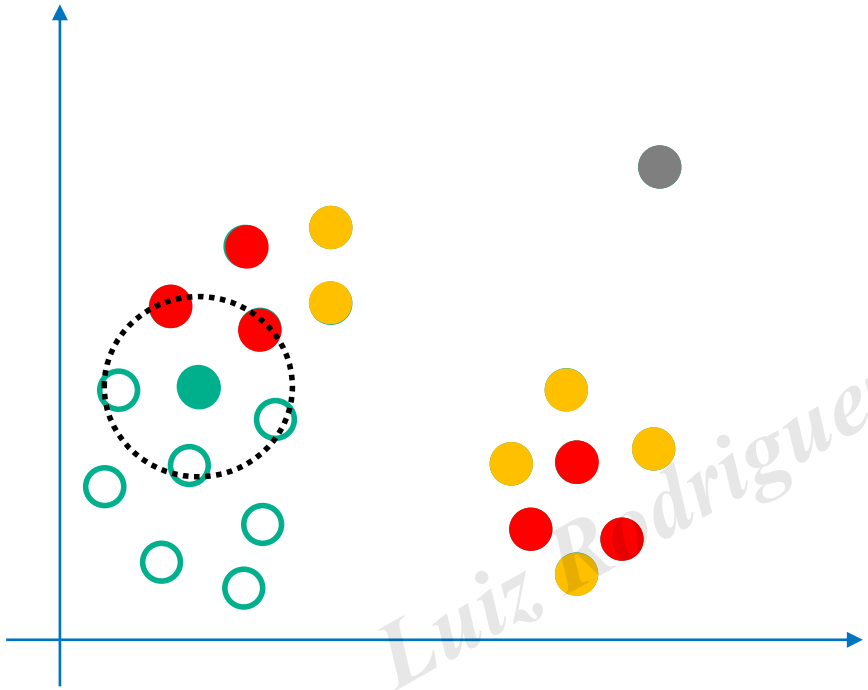
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

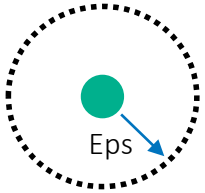
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

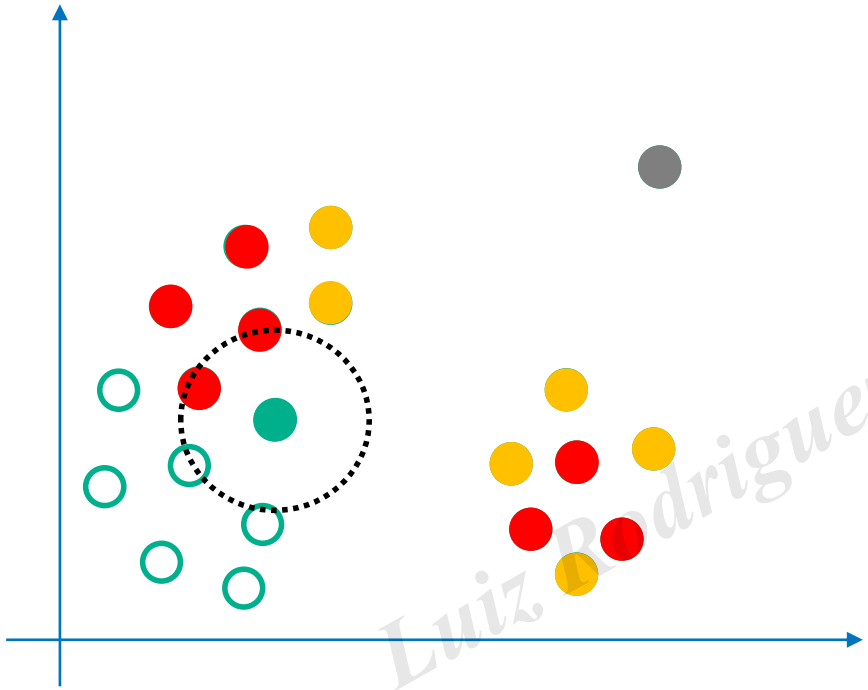
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

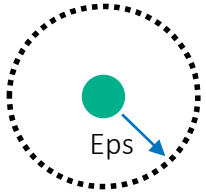
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

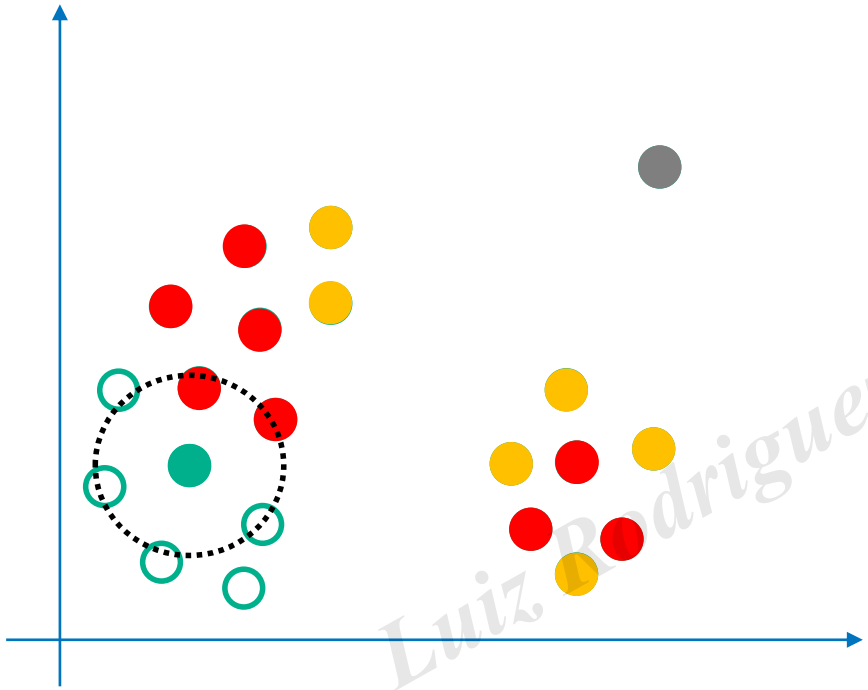
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

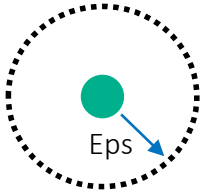
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

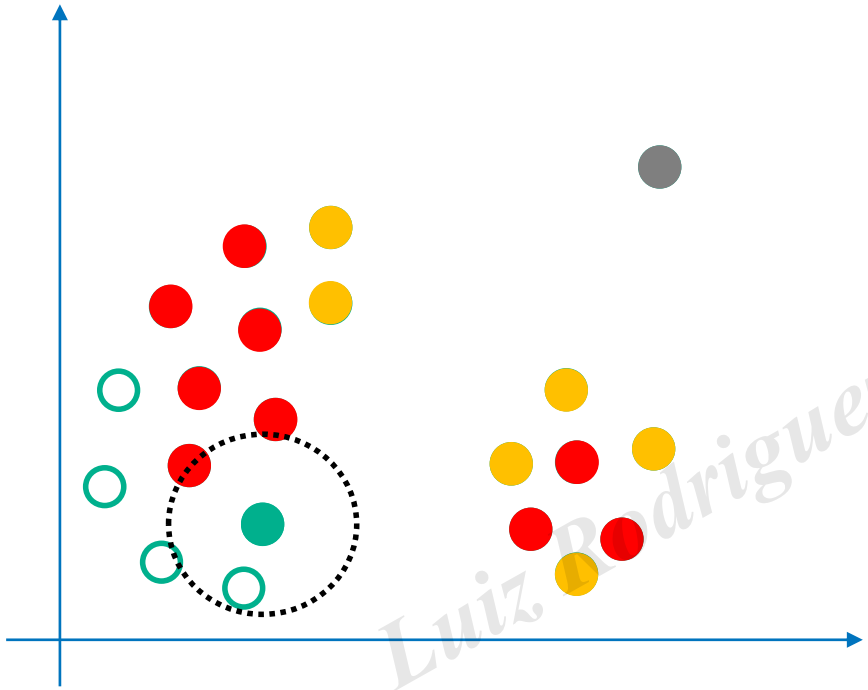
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

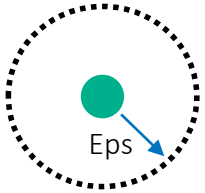
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

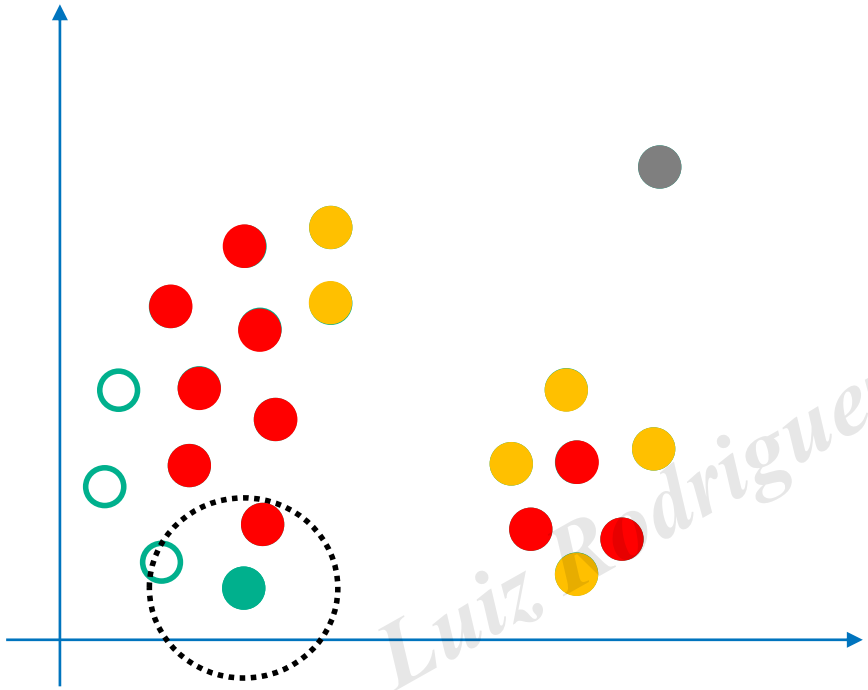
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

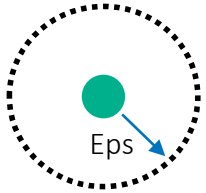
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

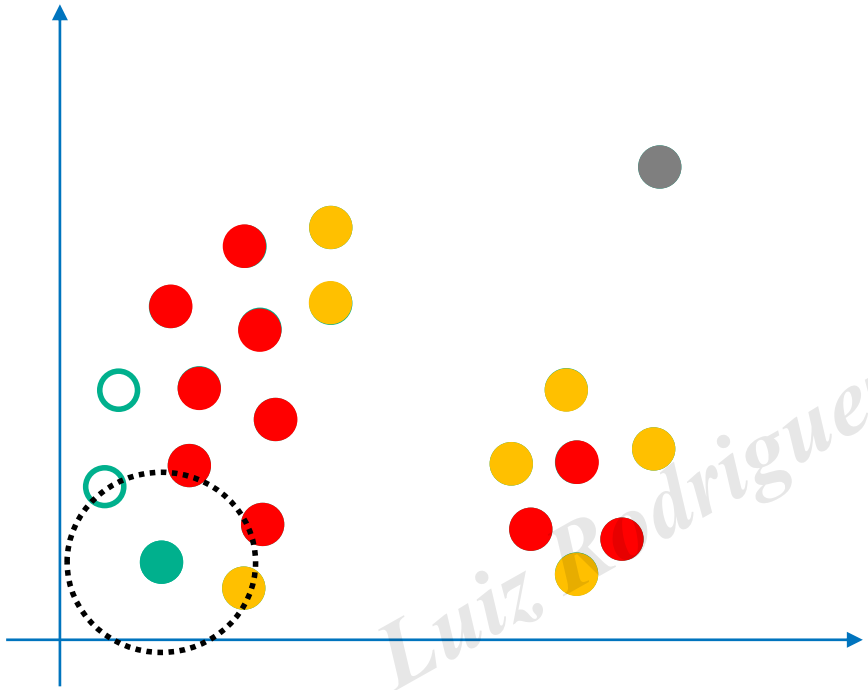
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

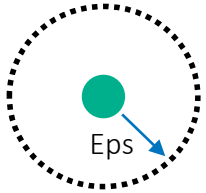
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

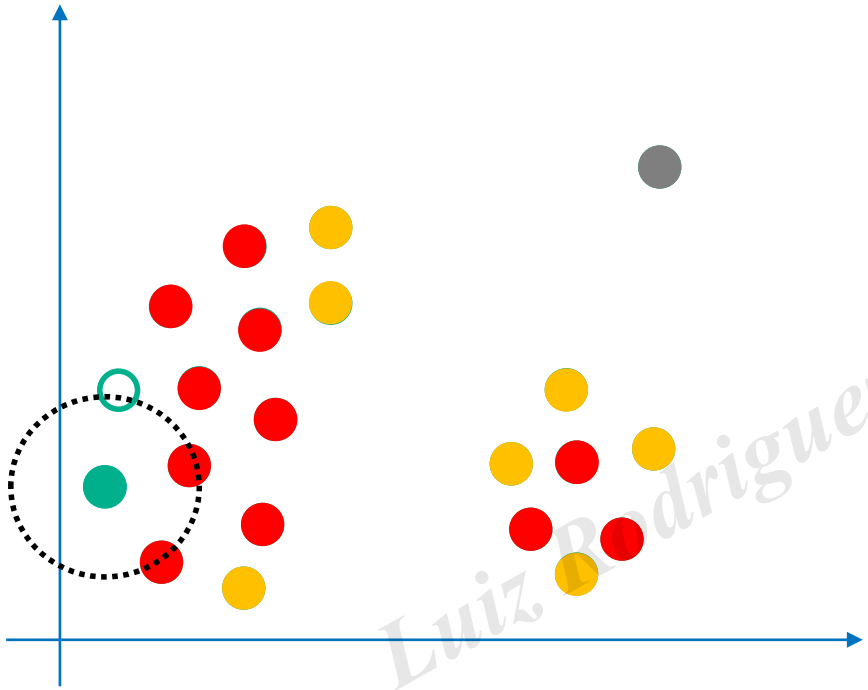
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

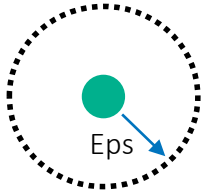
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

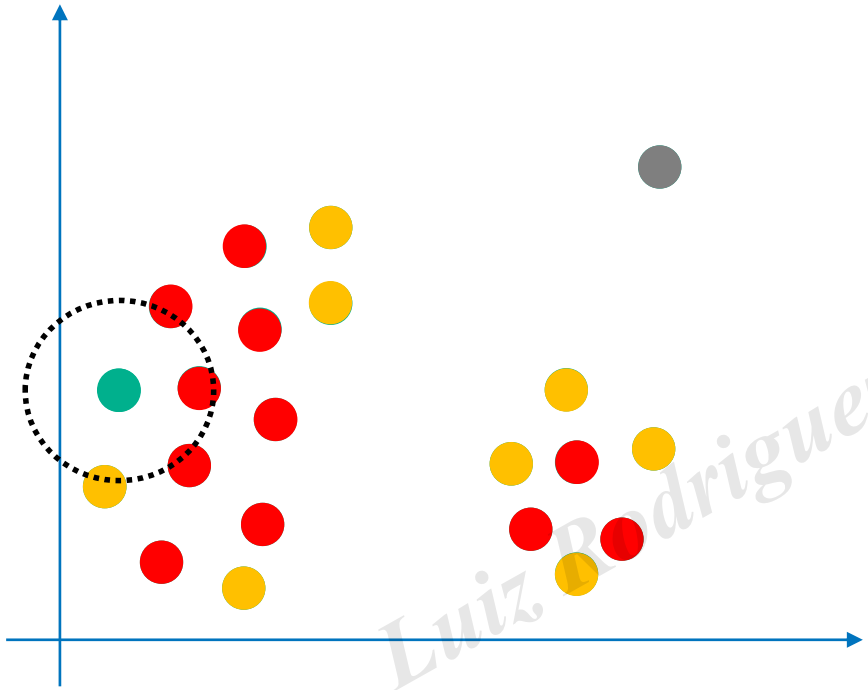
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

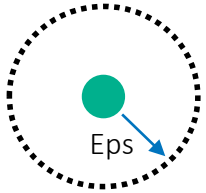
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - Outlier: não tem pontos no raio Eps.

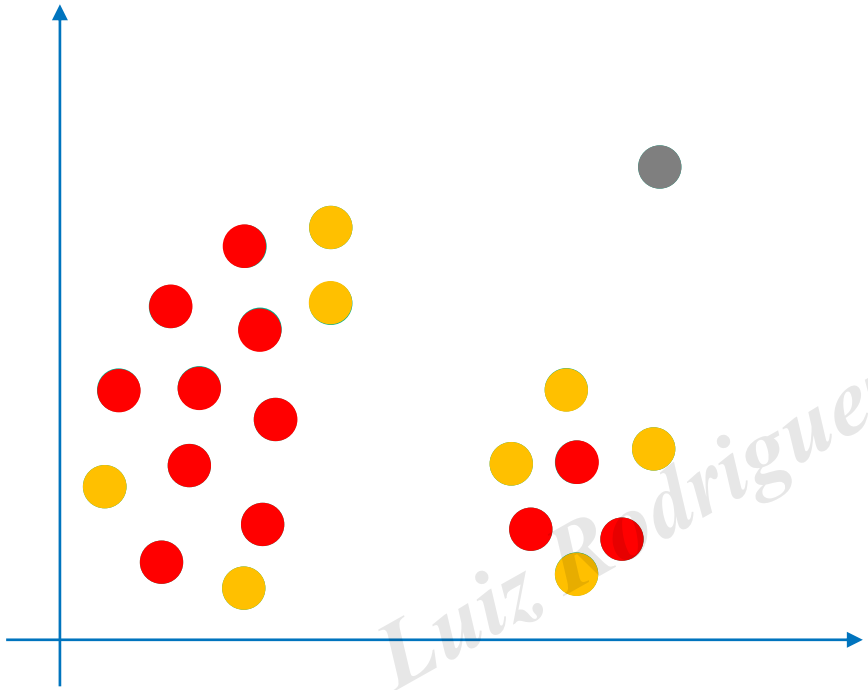
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

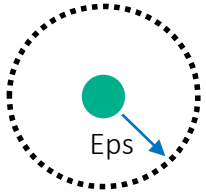
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

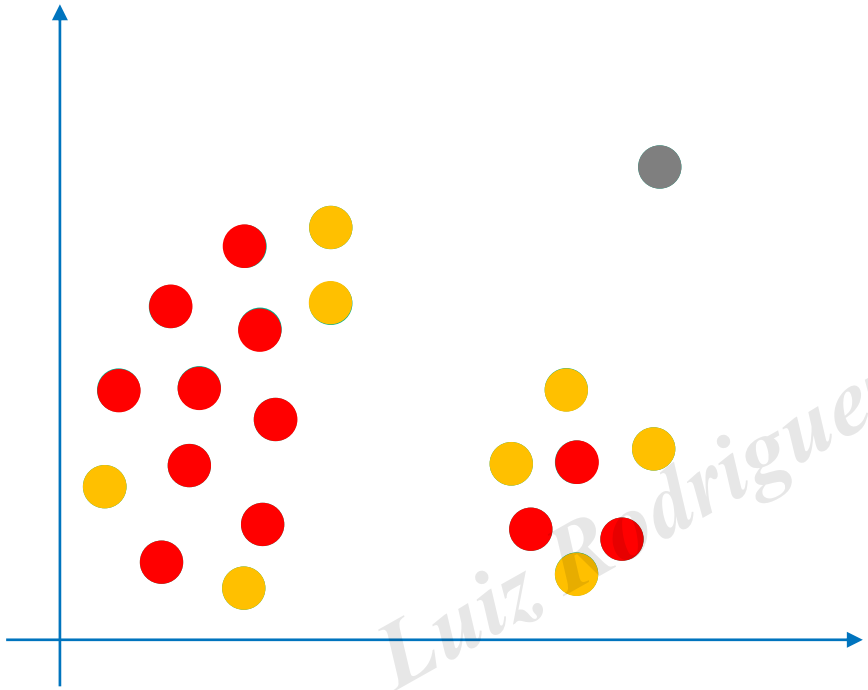
Dbscan

• O método DBSCAN encontra clusters verificando a vizinhança **Eps** de cada ponto na base de dados, começando por um **objeto arbitrário** p. Se p é um ponto central, um novo cluster com p como um centro é criado. Se p é um ponto de fronteira, nenhum ponto é alcançável por densidade a partir de p e DBSCAN visita o próximo ponto na base. O método DBSCAN, então, iterativamente coleta objetos alcançáveis por densidade diretamente de pontos centrais, que pode envolver a união de alguns clusters alcançáveis por densidade. O processo termina quando nenhum novo ponto pode ser adicionado a qualquer cluster. Para o algoritmo DBSCAN assim definido, quaisquer dois pontos centrais com distância menor ou igual a **Eps** são colocados no mesmo cluster. Qualquer ponto de fronteira que está perto de um ponto central é colocado no mesmo cluster do ponto central. Pontos que não são diretamente atingíveis por algum ponto central são classificados como ruído.

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

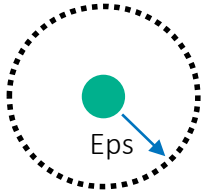
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

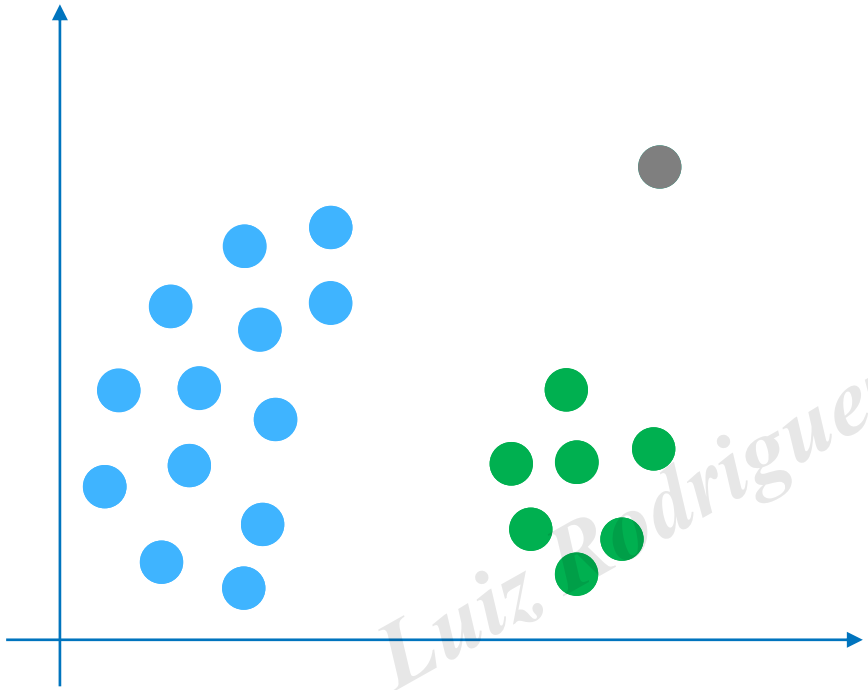
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

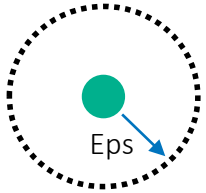
Análise de Cluster

Dbscan



- Papel dos pontos
  - • Core (ponto central): tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (denso)
  - • Border (ponto de fronteira): não tem MinPts vizinhos dentro do Eps-vizinhos mais próximos (pouco denso), mas tem pontos no raio Eps.
  - • Outlier: não tem pontos no raio Eps.

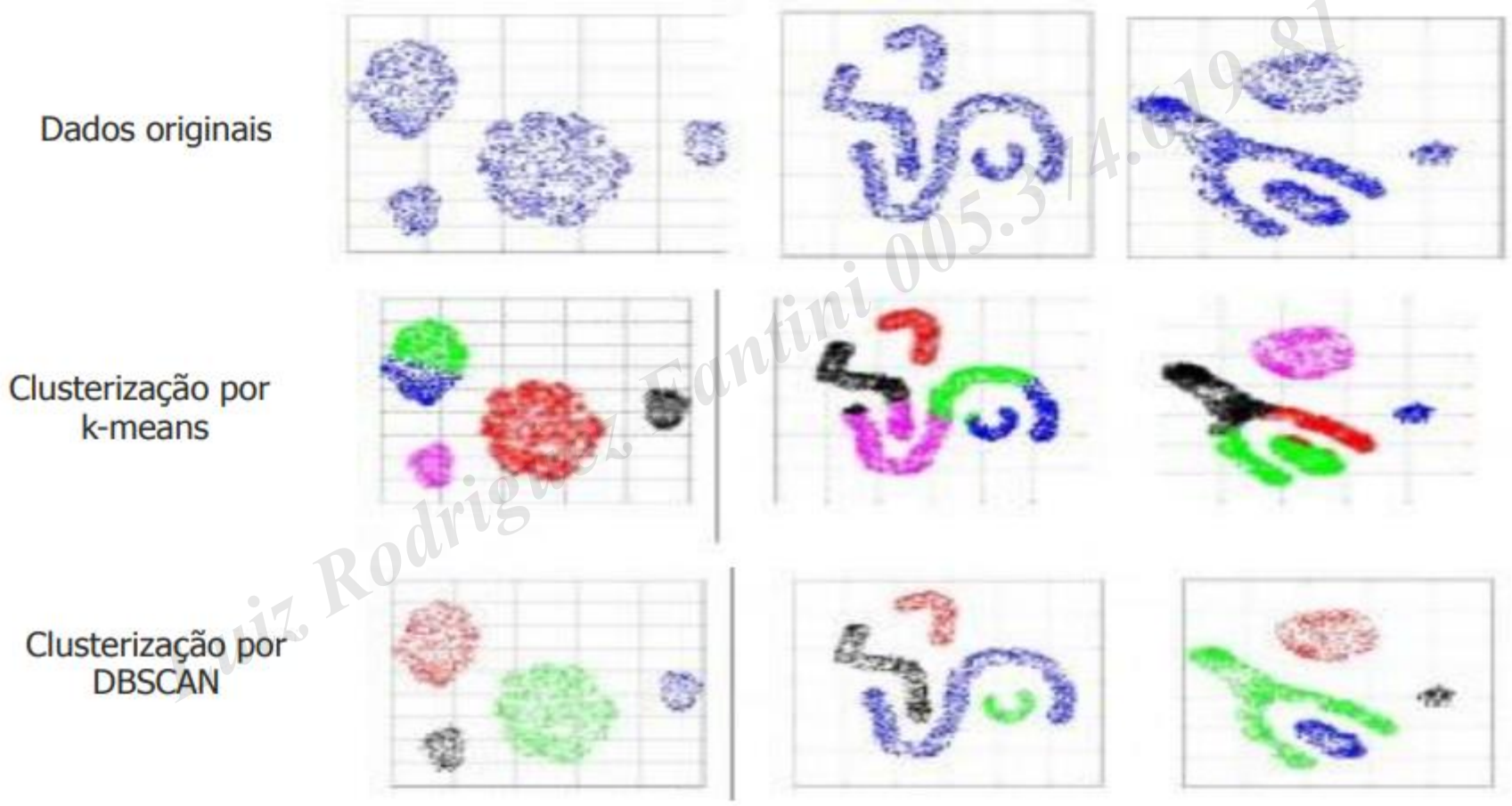
- Eps = 1
- MinPts = 4



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dbscan



Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

Dbscan

- Fazer cluster pela técnica dbscan

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

COMO É HOJE

- Grande esforço de manipulação de dados
- Análises univariadas
- Ferramentas não performáticas
- Dúvidas sobre a qualidade da execução

PASSO A PASSO E

DESCOBERTAS

- SE O SHARE ESTÁ ABAIXO OU ACIMA DA MÉDIA DA UNIDADE
- SE O SHARE ESTÁ ABAIXO OU ACIMA DA MÉDIA DO SETOR
- QUAL A MARGEM MÉDIA DO CLIENTE
- SE A MARGEM VEZES O VOLUME POSSIVEL DE VENDA, É POSITIVO

ANÁLISE MULTIVARIADA

- Cálculo de distância multivariadamente
- Diminuição da variabilidade no grupo
- Descrição de cada grupo segundo a estratégia desenhada

NOSSOS diferenciais

Análise de Cluster é uma técnicas estatística que visa criar grupos com pouca variabilidade interna e que os grupos sejam diferentes entre si. Em uma visão multivariada!

Visão
Multivariada

Tempo
de análise

Riscos
Mensurados

Luiz Rodrigues Fantini 005.374.619-81

Lets play a GAME

Análise de Cluster é uma técnicas estatística que visa criar grupos com pouca variabilidade interna e que os grupos sejam diferentes entre si. Em uma visão multivariada!

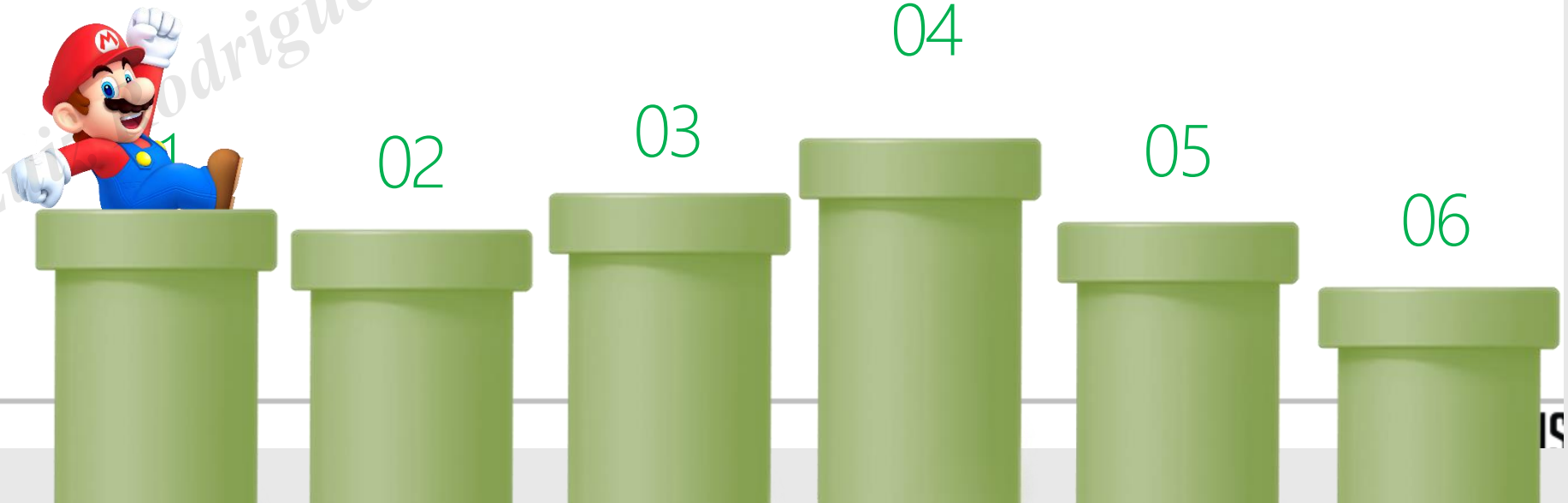
Luiz Rodriguez Fantini 00537681

CLUSTER

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

CLUSTER

	P_A	P_B	P_C	P_D	P_E
SHARE	0%	72%	87%	98%	97%



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Resumo

Produto	Num_treinamentos
P_A	63
P_B	17
P_C	35
P_D	47
P_E	17

Clus	P_A	P_B	P_C	P_D	P_E	Freq.	Estratégia	Comentários
01	0% ↓	72% ↑	87% ↑	98% ↑	97% ↑	16	Foco em P_A	Oportunidade
02	87% ↑	86% ↑	75% ↑	65% ↑	88% ↑	37	Manda bem	Parabéns
03	0% ↓	93% ↑	91% ↑	12% ↓	94% ↑	12	Foco em P_A e P_D	Oportunidade
04	79% ↑	46% ▭	43% ▭	41% ▭	45% ▭	7	Foco geral	Oportunidade
05	0% ↓	0% ↓	0% ↓	0% ↓	0% ↓	10	Foco geral	Oportunidade
06	0% ↓	98% ↑	13% ↓	8% ↓	86% ↑	18	Foco P_A, P_C e P_D	Oportunidade

Lux Rodriguez Fantini 005.374.619-81

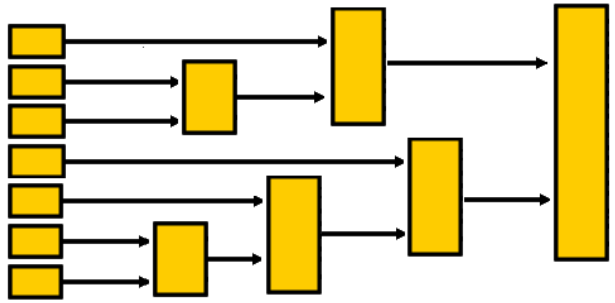
Aprecie

Obrigada!

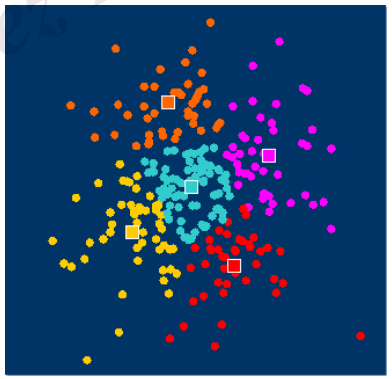
Análise de Cluster

Métodos de Agrupamento

- Hierárquico



- Cluster Não Hierárquico



Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Análise de Cluster

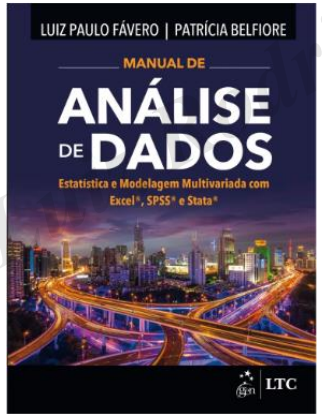
Racional

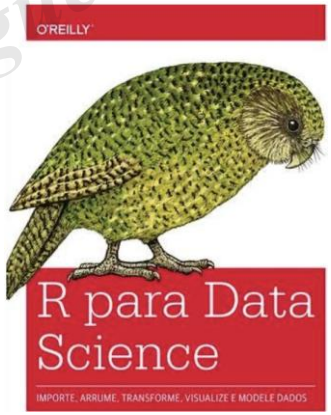
- Definição do Problema
- Análise Exploratória da Base de Dados
- Padronização das Variáveis
- **Análise de Cluster**
- Caracterização dos grupos
- Aplicação de negócio

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

Referências

- Johnson, R. A. e Wichern, D. W. Applied Multivariate Statistical Analysis. Prentice-Hall Inc., 6th ed. 2007
- Timm, N.H. Applied Multivariate Analysis. Springer-Verlang, 2002
- Ferreira, D. F. Estatística Multivariada. 1.ed. – Lavras: Editora Ufla, 2008.





Jose Rodriguez Fantini 005.374.619-81

It´s kind of fun to do the IMPOSSIBLE

Luiz Rodriguez Fantini 005.374.619-81

/in/adrianamms