Analytics e Inteligência Artificial

Tema da aula
Análise de Cluster

FIA Business School

NOSSOS DIFERENCIAIS | QUEM SOMOS

BUSINESS SCHOOL
Graduação, pós-graduação, MBA, Pós- MBA, Mestrado Profissional, Curso In *Company* e EAD

CONSULTING
Consultoria personalizada que oferece soluções baseada em seu problema de negócio

RESEARCH
Atualização dos conhecimentos e do material didático oferecidos nas atividades de ensino

FUNDAÇÃO INSTITUTO DE ADMINISTRAÇÃO

Líder em Educação Executiva, referência de ensino nos cursos de graduação, pós-graduação e MBA, tendo excelência nos programas de educação. Uma das principais escolas de negócio do mundo, possuindo convênios internacionais com Universidades nos EUA, Europa e Ásia. +8.000 projetos de consultorias em organizações públicas e privadas.

- Único curso de graduação em administração a receber as notas máximas
- A primeira escola brasileira a ser finalista da maior competição de MBA do mundo
- Única *Business School* brasileira a figurar no *ranking* LATAM
- Signatária do Pacto Global da ONU
- Membro fundador da ANAMBA - Associação Nacional MBAs
- Credenciada pela AMBA - *Association of MBAs*
- Credenciada ao *Executive MBA Council*
- Filiada a AACSB - *Association to Advance Collegiate Schools of Business*
- Filiada a EFMD - *European Foundation for Management Development*
- Referência em cursos de MBA nas principais mídias de circulação

O **Laboratório de Análise de Dados** – LABDATA é um Centro de Excelência que atua nas áreas de ensino, pesquisa e consultoria em análise de informação utilizando técnicas de ***Big Data***, ***Analytics*** e **Inteligência Artificial**.


Profª Drª Alessandra Montini

O LABDATA é um dos pioneiros no lançamento dos cursos de *Big Data* e *Analytics* no Brasil

Os diretores foram professores de grandes especialistas do mercado

+10 anos de atuação

+1000 alunos formados

Docentes

- Sólida formação acadêmica: doutores e mestres em sua maioria
- Larga experiência de mercado na resolução de *cases*
- Participação em Congressos Nacionais e Internacionais
- Professor assistente que acompanha o aluno durante todo o curso

Estrutura

- 100% das aulas realizadas em laboratórios
- Computadores para uso individual durante as aulas
- 5 laboratórios de alta qualidade (investimento +R$2MM)
- 2 Unidades próximas a estação de metrô (com estacionamento)

Conteúdo da Aula

1. Introdução
   i. Distância Euclidiana
2. Método Hierárquico
   i. *Single* (vizinho mais próximo)
   ii. *Complete* (vizinho mais longe)
3. Padronização de variáveis
   i. Z-score
4. Método de Partição: K-médias
5. Exercícios

1. Introdução

Case: Encarteiramento de clientes

Exemplo
Criar encarteiramento de clientes de um banco para atendimento diferenciado de acordo com investimento e relacionamento com o banco.

Aplicação
Segmento Bancário

Case: Canais de Atendimento

Exemplo
Atendimento diferenciado no *call center* e centrais de atendimento.

Aplicação
SAC e Ouvidoria

Case: *People Analytics* - RH

Exemplo
Estratégia de benefícios diferenciados de acordo com o estágio de vida dos funcionários de uma empresa.

Aplicação
Gestão de Pessoas

Case: Hábitos Alimentares

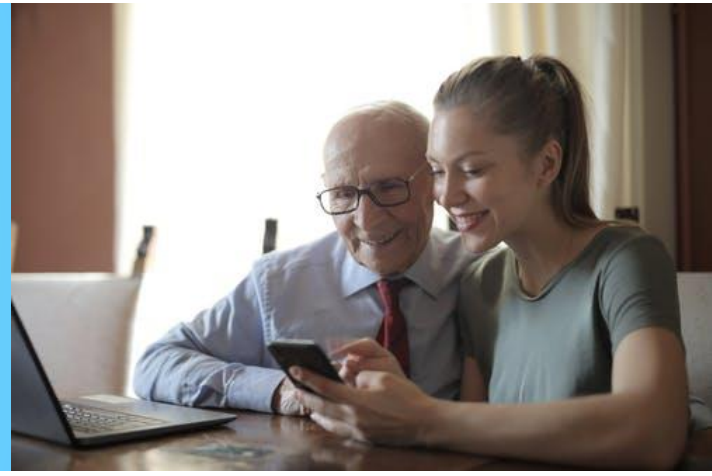
Exemplo
Agrupar regiões com hábitos alimentares semelhantes e fazer um estudo em relação a longevidade e indicadores de saúde.

Aplicação
Áreas de Saúde & Nutrição

Case: CRM

Exemplo
Segmentar clientes de acordo com o seu perfil sociodemográfico para comunicação de marketing de relacionamento diferenciado.

Aplicação
Área de Marketing e Comunicação



Case: Reconhecimento de Clientes

Exemplo
Estratégia de reconhecimento e relacionamento com clientes de acordo com sua transacionalidade.

Aplicação
Marketing & CRM

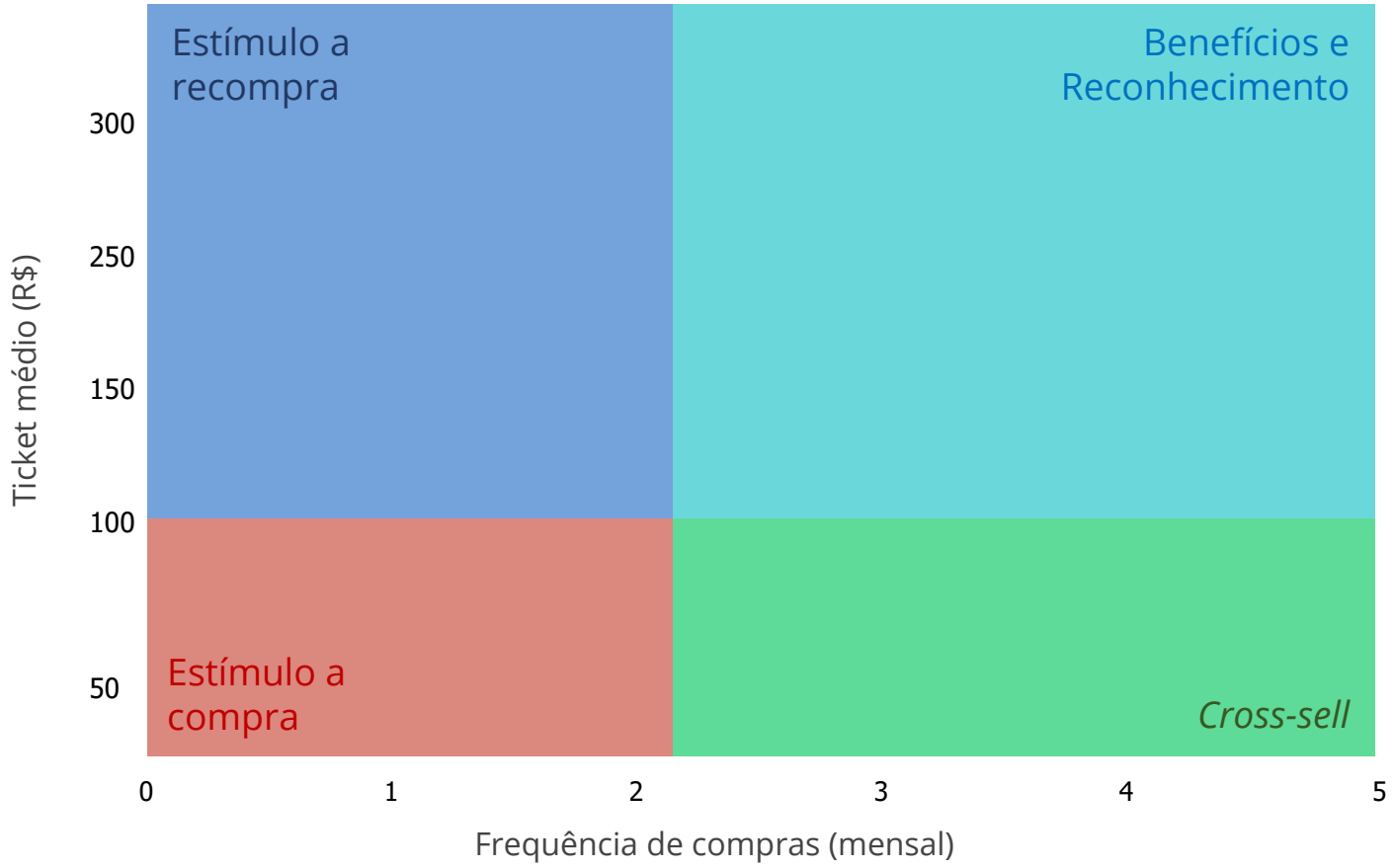
Case: Varejo RFV

Exemplo
Estratégia de reconhecimento e relacionamento com clientes de acordo com sua transacionalidade, baseada em Recência, Frequência e Valor.

Aplicação
Marketing & CRM

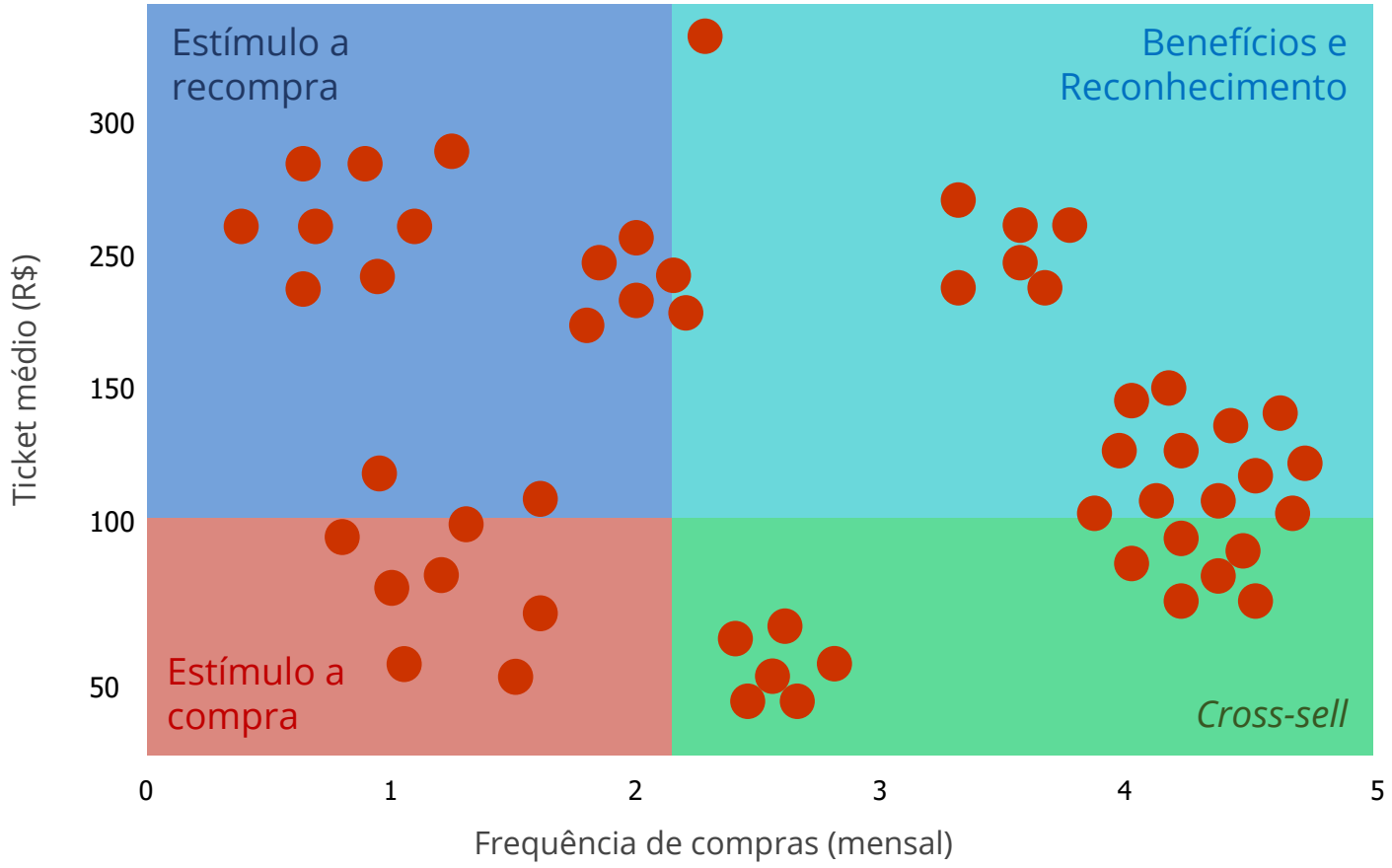
Case: Varejo (Frequência e Valor)

Estratégias de reconhecimento e relacionamento segmentadas para **4 grupos** de transacionalidade, baseados em **frequência** e **valor**.



Case: Varejo (Frequência e Valor)

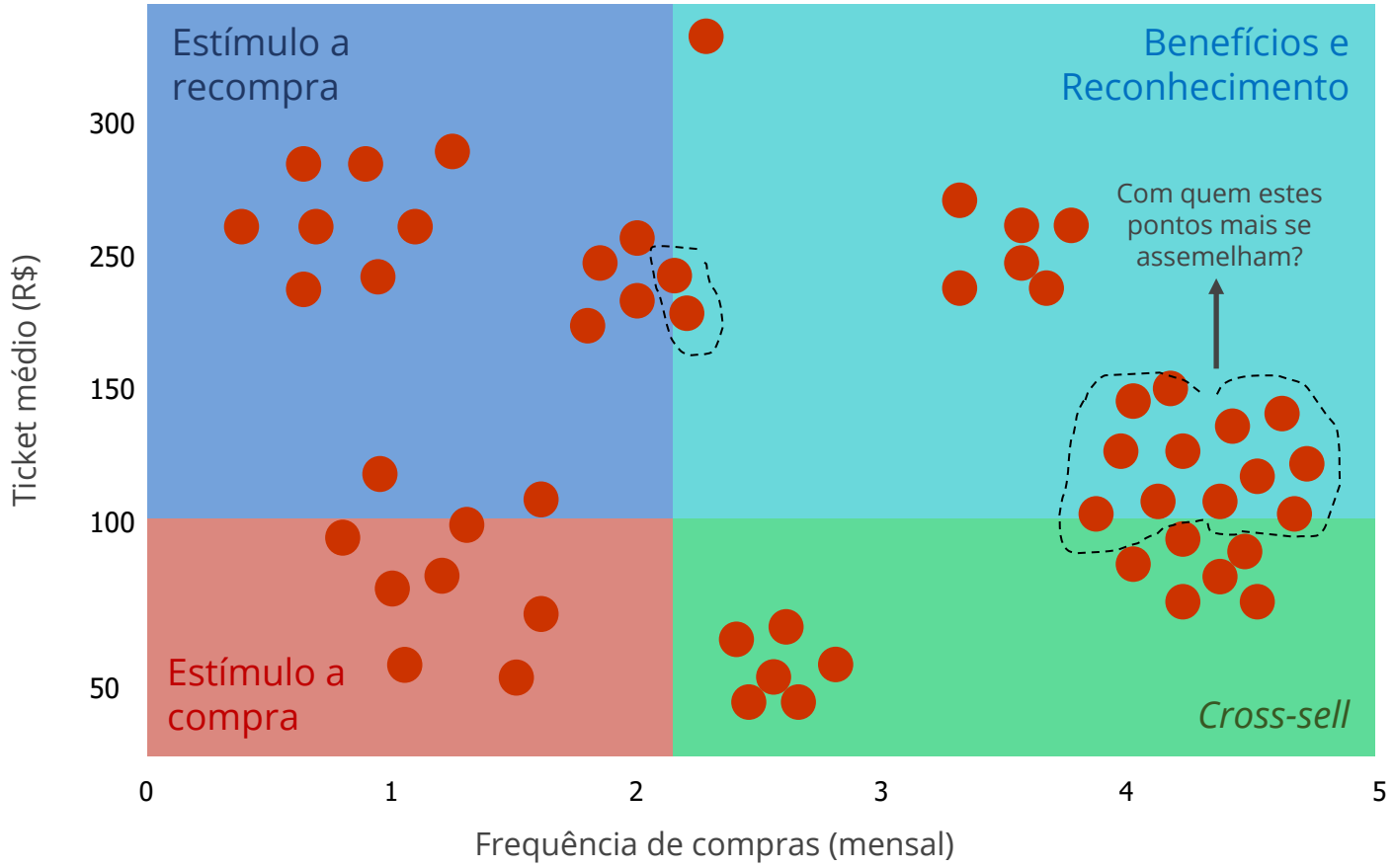
Estratégias de reconhecimento e relacionamento segmentadas para **4 grupos** de transacionalidade, baseados em **frequência** e **valor**.



Uma segmentação baseada em **critérios de negócios** nem sempre fornece a melhor "regra" que agrupe os indivíduos semelhantes.

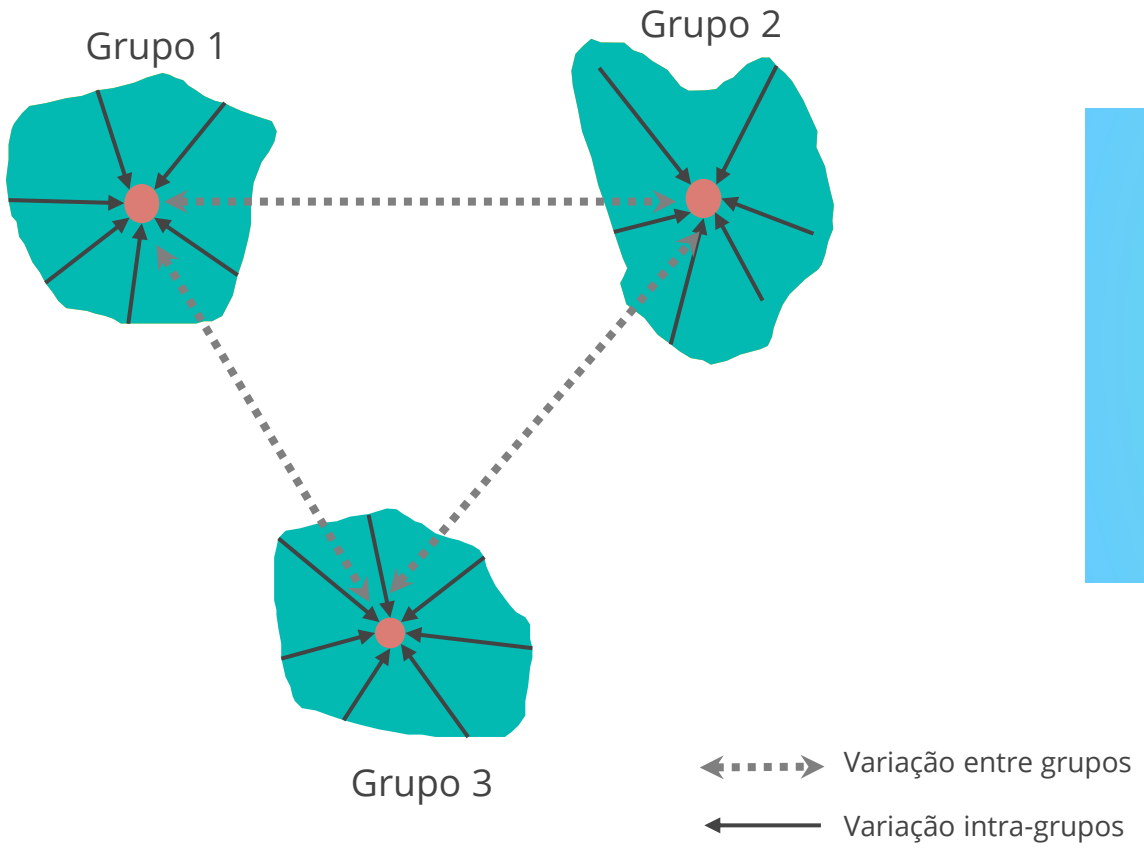
Case: Varejo (Frequência e Valor)

Estratégias de reconhecimento e relacionamento segmentadas para **4 grupos** de transacionalidade, baseados em **frequência** e **valor**.



Uma segmentação baseada em **critérios de negócios** nem sempre fornece a melhor "regra" que agrupe os indivíduos semelhantes.

Objetivo da Análise de *Cluster*



O objetivo da análise de *cluster* é **agrupar as observações** de tal forma que dentro de cada grupo as observações sejam **homogêneas entre si**; e os grupos sejam **heterogêneos**.

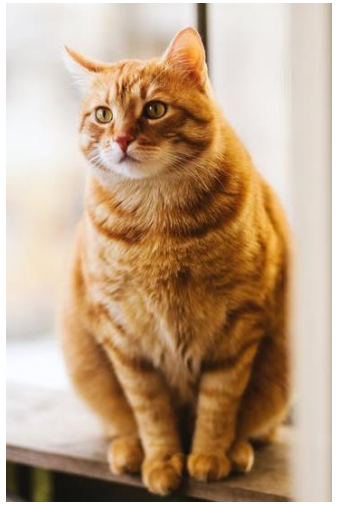
Desta forma, **dentro** de cada grupo a variabilidade deve ser **mínima**; e **entre** os grupos a variabilidade deve ser **máxima**.

Todos os exemplos citados anteriormente trazem aplicações práticas do uso da técnica de Análise de *Cluster* para **segmentar** públicos diferentes.

- Como definir as variáveis?
- Será que o modelo seleciona as características mais importantes?

Como identificamos indivíduos (observações) semelhantes?

O **tigre** é mais parecido com o **gato** ou o **leão**?

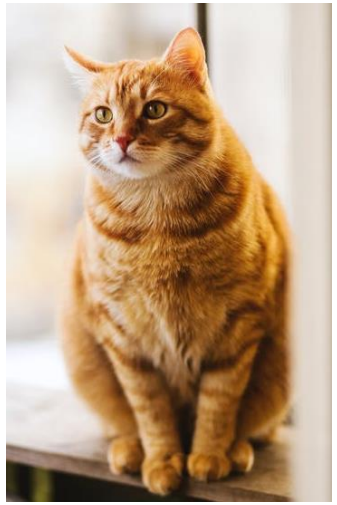


Como identificamos indivíduos (observações) semelhantes?

A semelhança entre os indivíduos dependerá da **variável de interesse**: porte ou elementos da face?

Porte

Elementos da face



A parte mais difícil de um projeto que envolve Análise de *Cluster* é definir as variáveis, pois como é um método que não envolve variável resposta, **não há um critério de seleções de variáveis**.

Portanto, quem deve definir o objetivo é a área de negócios, e o especialista de análise de dados deve ter a habilidade de transformar os objetivos (informações de negócio) em variáveis para o algoritmo.

Uma vez definidas quais as características que gostaríamos de avaliar como ‘semelhantes’, é necessária uma medida para **quantificar** essa semelhança.

Distância Euclidiana

Considere o exemplo de uma analista de gestão de pessoas que deseja segmentar os candidatos em três grupos, considerando duas variáveis:

a) tempo de formação do candidato (em anos);
b) tempo que o candidato permaneceu na empresa anterior (em anos).

A tabela abaixo apresenta os valores das variáveis para 5 candidatos.

Candidato	Tempo de formação	Tempo na empresa anterior
1	2	2
2	3	4
3	12	12
4	8	16
5	12	2

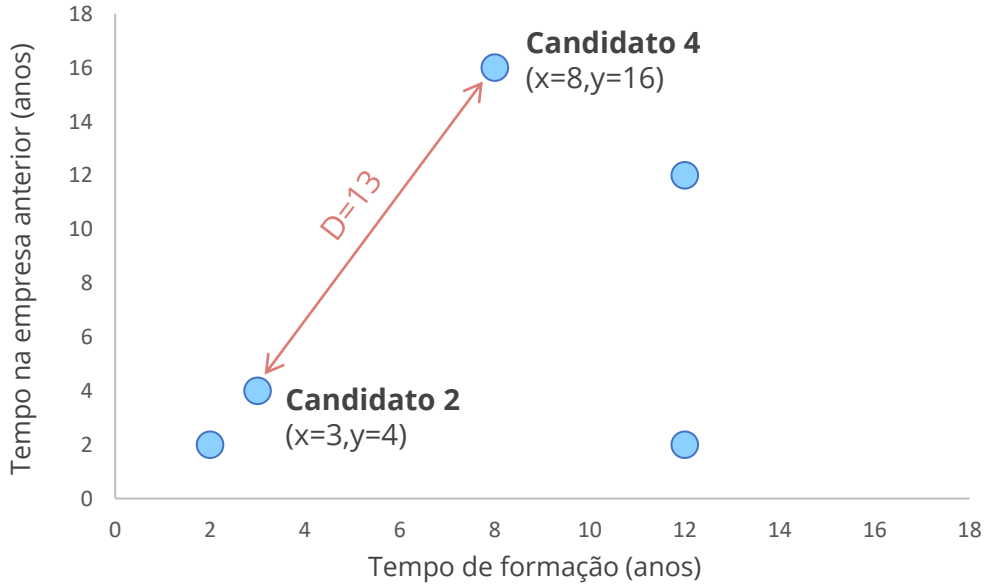
Distância Euclidiana

Na análise de *Cluster*, as observações são agrupadas de acordo com **medidas de dissimilaridade**.

Um critério de dissimilaridade que pode ser considerado para agrupar observações é a **Distância Euclidiana**. Quanto **menor** o seu valor, mais **parecidos** os elementos comparados.

Exercício: Calcule a Distância Euclidiana

Quem está mais próximo do candidato 2? O candidato 1 ou 4?



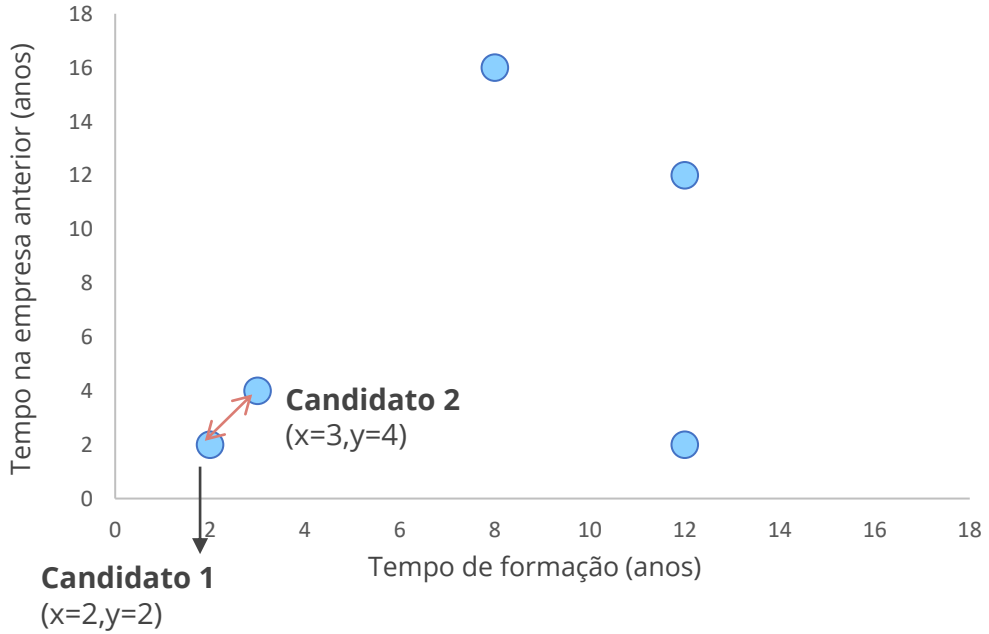
A **Distância Euclidiana (D)** entre os candidatos 2 e 4 é dada pela reta vermelha, e calculada por:

$$D^2 = (8-3)^2 + (16-4)^2 = 5^2 + 12^2 = 169$$

$$D = \sqrt{169} = 13$$

Exercício: Calcule a Distância Euclidiana

Quem está mais próximo do candidato 2? O candidato 1 ou 4?



A **Distância Euclidiana (D)** entre os candidatos 1 e 2 é dada pela reta vermelha, e calculado por:

$$D^2 = (2-3)^2 + (2-4)^2 = (-1)^2 + (-2)^2 = 5$$

$$D = \sqrt{5} = 2{,}24$$

Quanto menor a distância, mais próximos os candidatos estão. Logo, o candidato 2 está mais próximo do candidato 1 e mais distante do candidato 4.

Matriz de distâncias

Fazendo o cálculo da distâncias euclidiandas entre todas as observações, obtém-se uma **matriz de distância**, que é **simétrica**.

Matriz de distâncias

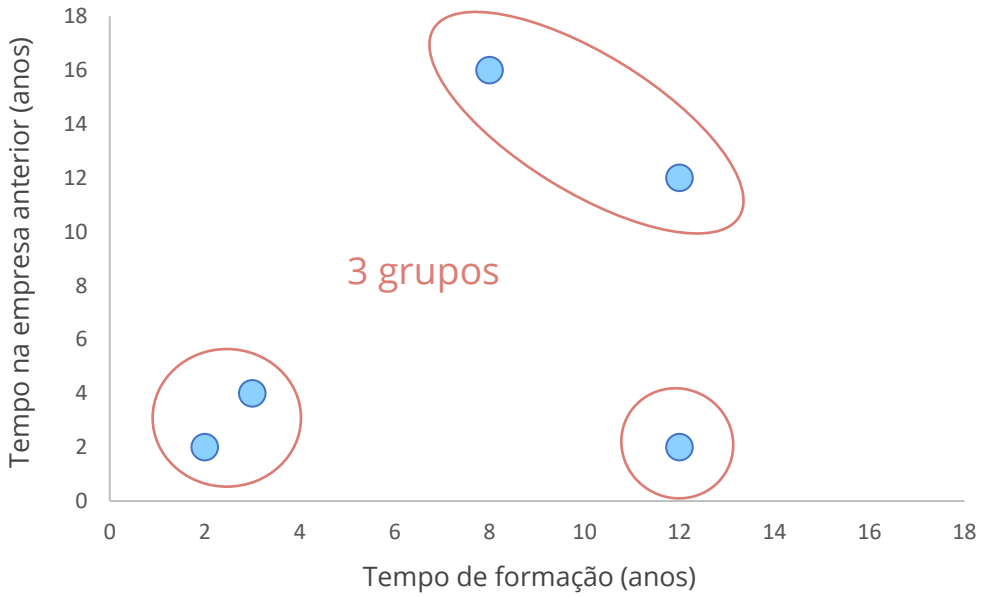
	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Matriz de distâncias

Pela **matriz de distâncias**, pode-se observar quais elementos estão mais próximos (quanto menor a distância, mais próximos). Graficamente, é possível verificar a proximidade entre os candidatos.

Matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					



Como chegamos nestes 3 grupos?

2. Método Hierárquico

Discussão entre os métodos

- ***Single* (vizinho mais próximo)**
- *Complete* (vizinho mais longe)

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2

Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Agregamos pelo MÍNIMO

Dado que a menor distância é 2,24, vamos agrupar as informações dos candidatos 1 e 2, por meio das **distâncias mínimas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 1 e 3 = 14,14	Distância entre 1 e 4 = 15,23	Distância entre 1 e 5 = 10,00
Distância entre 2 e 3 = 12,04	Distância entre 2 e 4 = 13,00	Distância entre 2 e 5 = 9,22
MÍNIMO é 12,04	**MÍNIMO** é 13,00	**MÍNIMO** é 9,22

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Agregamos pelo MÍNIMO

Dado que a menor distância é 5,66, vamos agrupar as informações dos candidatos 3 e 4, por meio das **distâncias mínimas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 3 e 1+2 = 12,04

Distância entre 4 e 1+2 = 13,00

MÍNIMO é 12,04

Distância entre 3 e 5 = 10,00

Distância entre 4 e 5 = 14,56

MÍNIMO é 10,00

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Agregação pelo mínimo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Passo 1: juntar 1 e 2

Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4

Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Dado que a menor distância é 9,22, vamos agrupar as informações dos grupos 1+2 e 5, por meio das **distâncias mínimas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 1+2 e 3+4 = 12,04

Distância entre 5 e 3+4 = 10,00

MÍNIMO é 10,00

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Agregação pelo mínimo

	1 + 2 + 5	3 + 4
1 + 2 + 5		10,00
3 + 4		

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Passo 4: juntar 1+2+5 e 3+4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2 + 5	3 + 4
1 + 2 + 5		10,00
3 + 4		

Ao final do processo, todas as observações foram agrupadas em um único cluster.

Método *Single* (vizinho mais próximo)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		12,04	13,00	9,22
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo mínimo

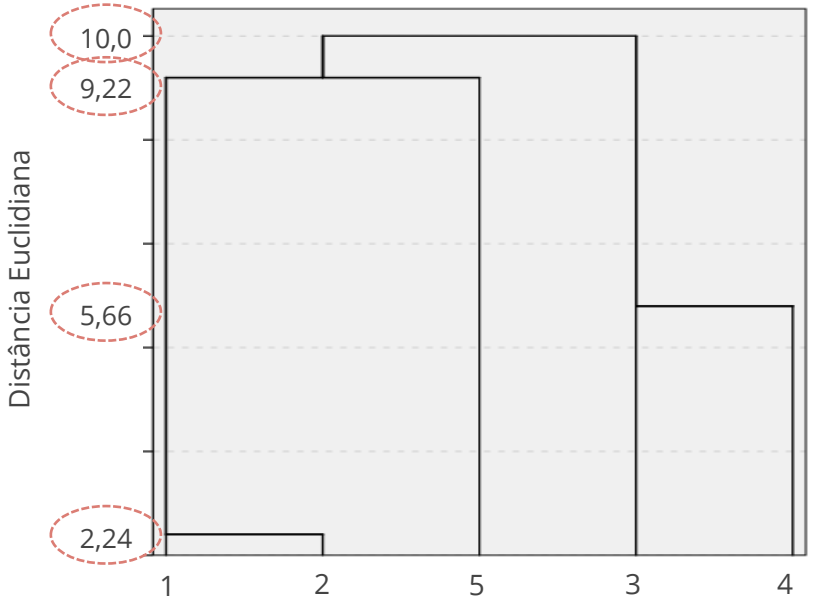
	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		12,04	9,22
3 + 4			10,00
5			

Passo 4: juntar 1+2+5 e 3+4 — Menor distância e agregação pelo mínimo

	1 + 2 + 5	3 + 4
1 + 2 + 5		10,00
3 + 4		

Ao final do processo, todas as observações foram agrupadas em um único cluster.

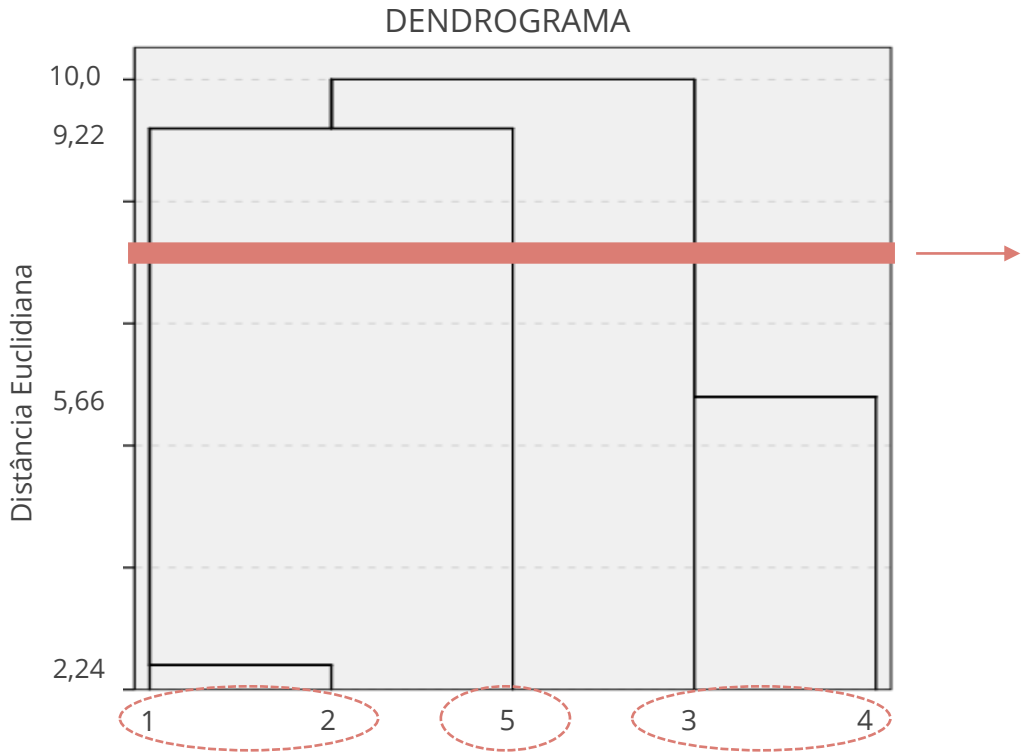
Todas as observações em único grupo



Dendrograma

O **dendrograma** é uma **representação gráfica** dos passos realizados no agrupamento pelo método hierárquico. Com base na análise do dendrograma é possível investigar o **número de grupos** e **como as observações foram agrupadas.**

Para definir o número de grupos, em geral, observa-se quando o próximo agrupamento é realizado em uma distância muito superior ao agrupamento anterior.



- ✓ O elemento 1 foi agrupado ao 2 na distância 2,24
- ✓ O elemento 3 foi agrupado ao 4 na distância 5,66
- ✓ O grupo (1+2) foi agrupado ao 5 na distância 9,22
- ✓ O grupo (1+2+5) foi agrupado ao grupo (3+4) na distância 10,00

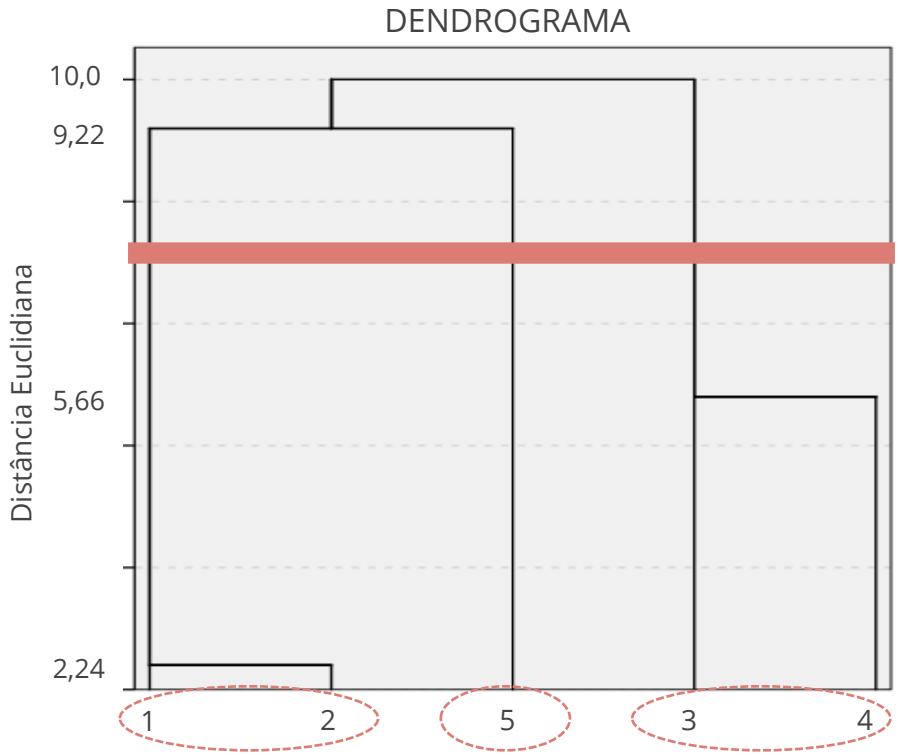
Como a distância entre 9,22 e 5,66 é grande, pode-se sugerir separar os grupos em uma distância superior a 5,657 e inferior a 9,220.

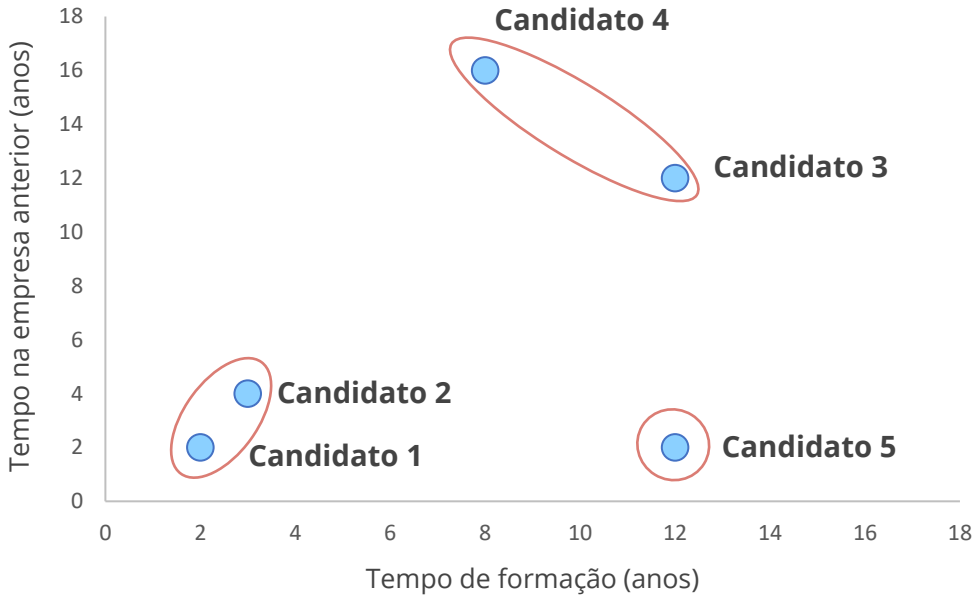
A linha vermelha representa a separação. Abaixo dela, a quantidade de grupos formados; no exemplo, 3 grupos.

Dendrograma

O dendrograma (à esquerda) sugere **3 grupos**, assim como observado visualmente, pelo gráfico de dispersão (à direita).

Porém, no caso de 3 ou mais variáveis ou muitas observações, não é possível utilizar o gráfico de dispersão para 'comprovar' a formação de grupos. Por isso o dendrograma é uma representação gráfica muito útil.





Dendrograma

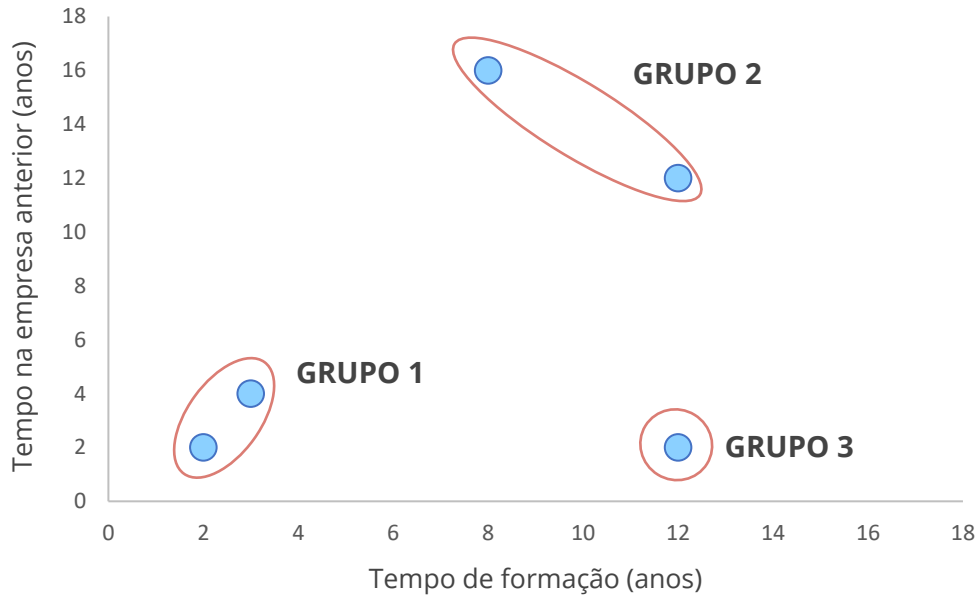
O analista de gestão de pessoas também deseja caracterizar os grupos e criar uma "*persona*" de cada um dos clusters.

Qual a interpretação dos resultados obtidos na Análise de *Cluster*?

O **grupo 1** é formado por candidatos com pouco tempo de formação e pouco tempo na empresa anterior.

O **grupo 2** é formado por candidatos com tempo de formação superior a 7 anos e com tempo na empresa anterior superior a 11 anos.

O **grupo 3** é formado por um candidato com 12 anos de formação e 2 anos na empresa anterior.



Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2

Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Agregamos pelo MÁXIMO

Dado que a menor distância é 2,24, vamos agrupar as informações dos candidatos 1 e 2, por meio das **distâncias máximas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 1 e 3 = 14,14	Distância entre 1 e 4 = 15,23	Distância entre 1 e 5 = 10,00
Distância entre 2 e 3 = 12,04	Distância entre 2 e 4 = 13,00	Distância entre 2 e 5 = 9,22
MÁXIMO é 14,14	**MÁXIMO** é 15,23	**MÁXIMO** é 10,00

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 → Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

→ Agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Agregamos pelo MÁXIMO

Dado que a menor distância é 5,66, vamos agrupar as informações dos candidatos 3 e 4, por meio das **distâncias máximas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 3 e 1+2 = 14,14

Distância entre 4 e 1+2 = 15,23

MÁXIMO é 15,23

Distância entre 3 e 5 = 10,00

Distância entre 4 e 5 = 14,56

MÁXIMO é 14,56

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Agregação pelo máximo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		15,23	9,22
3 + 4			14,56
5			

Passo 1: juntar 1 e 2

Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4

Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		15,23	9,22
3 + 4			14,56
5			

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		15,23	9,22
3 + 4			14,56
5			

Dado que a menor distância é 9,22, vamos agrupar as informações dos grupos 1+2 e 5, por meio das **distâncias máximas** em relação aos demais candidatos:

Distância entre 1+2 e 3+4 = 15,23

Distância entre 5 e 3+4 = 14,56

MÁXIMO é 15,23

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		15,23	9,22
3 + 4			14,56
5			

Agregação pelo máximo

	1 + 2 + 5	3 + 4
1 + 2 + 5		15,23
3 + 4		

Método *Complete* (vizinho mais longe)

Passo 0: matriz de distâncias

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 1: juntar 1 e 2 — Menor distância

	1	2	3	4	5
1		2,24	14,14	15,23	10,00
2			12,04	13,00	9,22
3				5,66	10,00
4					14,56
5					

Passo 2: juntar 3 e 4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3	4	5
1 + 2		14,14	15,23	10,00
3			5,66	10,00
4				14,56
5				

Passo 3: juntar 1+2 e 5 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2	3 + 4	5
1 + 2		15,23	9,22
3 + 4			14,56
5			

Passo 4: juntar 1+2+5 e 3+4 — Menor distância e agregação pelo máximo

	1 + 2 + 5	3 + 4
1 + 2 + 5		15,23
3 + 4		

Ao final do processo, todas as observações foram agrupadas em um único cluster.

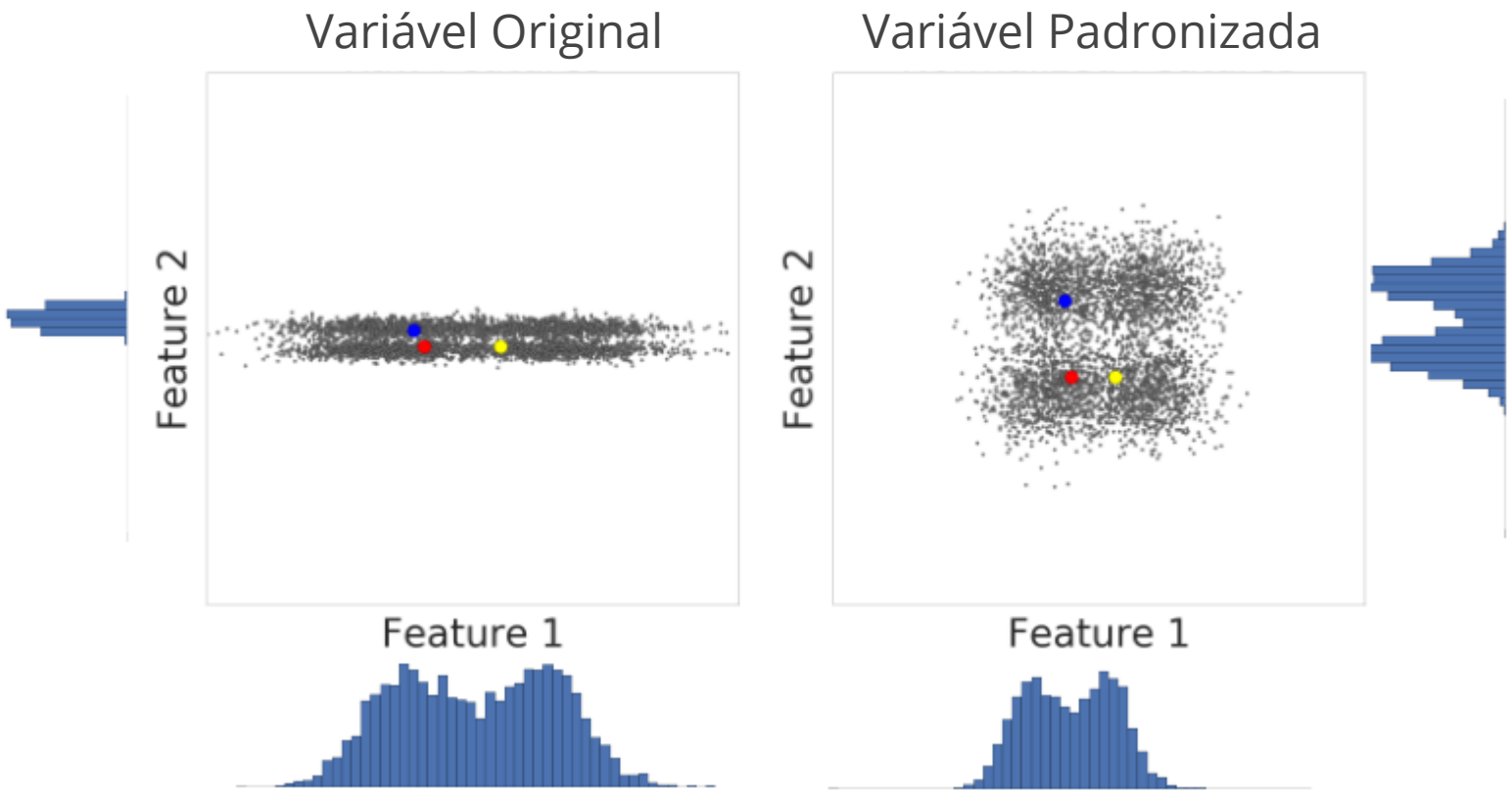
Discussão entre os métodos

Dado a escolha de uma medida de dissimilaridade (ex.: Distância Euclidiana), precisamos escolher um **critério** para **recalcular a matriz de distâncias**, tais como as duas que foram apresentadas:

- ***Single* (vizinho mais próximo):** define-se como o MÍNIMO da distância entre um elemento e outro.
- ***Complete* (vizinho mais longe):** define-se como o MÁXIMO da distância entre um elemento e outro.

3. Padronização das variáveis

Z-score



Fonte: https://developers.google.com/machine-learning/clustering/prepare-data

Z-score

- Variáveis com **maior dispersão** (ou seja, maior desvio padrão) têm um **peso maior** no cálculo das distâncias.
- Caso deseje atribuir o mesmo peso para todas as variáveis presentes da análise, é possível utilizar a padronização *Z-score*, que atribui **desvio padrão igual** para todas as variáveis.
- Para se obter uma variável padronizada, deve-se subtrair de cada valor a média e dividir pelo desvio padrão:

$$Z\_score = \frac{\text{valor observação } - \text{média}}{\text{desvio padrão}}$$

Case: Hábitos Alimentares

Os dados são de uma pesquisa de consumo de alimentos em 25 países da Europa ao longo de determinado período. Nove grupos de alimentos foram analisados: *carne vermelha, carne branca, ovos, leite, peixes, cereais, carboidratos, grãos, frutas e vegetais*. O objetivo do estudo é agrupar os países segundo comportamentos de hábitos alimentares semelhantes.

Fonte: DASL *(The Data and Story Library)*

Pais	carne_vermelha	carne_branca	ovos	leite	peixes	cereais	carboidratos	graos	fruta_vegetais
Albania	10,1	1,4	0,5	8,9	0,2	42,3	0,6	5,5	1,7
Austria	8,9	14,0	4,3	19,9	2,1	28,0	3,6	1,3	4,3
Belgium	13,5	9,3	4,1	17,5	4,5	26,6	5,7	2,1	4,0
Bulgaria	7,8	6,0	1,6	8,3	1,2	56,7	1,1	3,7	4,2
Czechoslovakia	9,7	11,4	2,8	12,5	2,0	34,3	5,0	1,1	4,0
Denmark	10,6	10,8	3,7	25,0	9,9	21,9	4,8	0,7	2,4
EGermany	8,4	11,6	3,7	11,1	5,4	24,6	6,5	0,8	3,6
Finland	9,5	4,9	2,7	33,7	5,8	26,3	5,1	1,0	1,4
France	18,0	9,9	3,3	19,5	5,7	28,1	4,8	2,4	6,5
Greece	10,2	3,0	2,8	17,6	5,9	41,7	2,2	7,8	6,5
Hungary	5,3	12,4	2,9	9,7	0,3	40,1	4,0	5,4	4,2
Ireland	13,9	10,0	4,7	25,8	2,2	24,0	6,2	1,6	2,9
Italy	9,0	5,1	2,9	13,7	3,4	36,8	2,1	4,3	6,7
Netherlands	9,5	13,6	3,6	23,4	2,5	22,4	4,2	1,8	3,7
Norway	9,4	4,7	2,7	23,3	9,7	23,0	4,6	1,6	2,7
Poland	6,9	10,2	2,7	19,3	3,0	36,1	5,9	2,0	6,6
Portugal	6,2	3,7	1,1	4,9	14,2	27,0	5,9	4,7	7,9
Romania	6,2	6,3	1,5	11,1	1,0	49,6	3,1	5,3	2,8
Spain	7,1	3,4	3,1	8,6	7,0	29,2	5,7	5,9	7,2
Sweden	9,9	7,8	3,5	24,7	7,5	19,5	3,7	1,4	2,0
Switzerland	13,1	10,1	3,1	23,8	2,3	25,6	2,8	2,4	4,9
UK	17,4	5,7	4,7	20,6	4,3	24,3	4,7	3,4	3,3
USSR	9,3	4,6	2,1	16,6	3,0	43,6	6,4	3,4	2,9
WGermany	11,4	12,5	4,1	18,8	3,4	18,6	5,2	1,5	3,8
Yugoslavia	4,4	5,0	1,2	9,5	0,6	55,9	3,0	5,7	3,2

Case: Hábitos Alimentares

Os dados são de uma pesquisa de consumo de alimentos em 25 países da Europa ao longo de determinado período. Nove grupos de alimentos foram analisados: *carne vermelha, carne branca, ovos, leite, peixes, cereais, carboidratos, grãos, frutas e vegetais*. O objetivo do estudo é agrupar os países segundo comportamentos de hábitos alimentares semelhantes.

Fonte: DASL *(The Data and Story Library)*

Variável	Descrição
carne_vermelha	Índice de consumo de carne vermelha (em toneladas)
carne_branca	Índice de consumo de carne branca (em toneladas)
ovos	Índice de consumo de ovos (em milhões)
leite	Índice de consumo de leite (em milhões de litros)
peixes	Índice de consumo de peixes (em toneladas)
cereais	Índice de consumo de cereais (em toneladas)
carboidratos	Índice de consumo de carboidratos (em toneladas)
graos	Índice de consumo de grãos (em toneladas)
fruta_vegetais	Índice de consumo de frutas e vegetais (em toneladas)

Arquivo: Consumo_Alimentos.xlsx

Case: Hábitos Alimentares

Os dados são de uma pesquisa de consumo de alimentos em 25 países da Europa ao longo de determinado período. Nove grupos de alimentos foram analisados: *carne vermelha, carne branca, ovos, leite, peixes, cereais, carboidratos, grãos, frutas e vegetais*. O objetivo do estudo é agrupar os países segundo comportamentos de hábitos alimentares semelhantes.

Fonte: DASL *(The Data and Story Library)*

(a) Faça uma análise exploratória da base de dados (obtenha as medidas de posição e dispersão).
(b) Para as variáveis *leite* e *carboidratos*, comente os quartis: Q1, Q2 (mediana) e Q3.
(c) Considerando o histograma das variáveis *leite* e *carboidratos*, as distribuições são simétricas?
(d) Considerando as variáveis *carne vermelha* e *carne branca*, qual possui a maior variabilidade?
(e) Existem outliers nas variáveis *carne vermelha* e *carne branca*?
(f) Padronize as variáveis.
(g) Calcule a matriz de distâncias euclidianas entre os 25 países.
(h) Faça a análise de agrupamento com as variáveis padronizadas, usando os 2 métodos apresentados. Escolha um dos métodos e justifique a quantidade de grupos, após a análise do dendrograma.
(i) Pelo dendrograma do método *Complete*, qual país é mais semelhante à Romênia?
(j) Analise as características de cada grupo, a partir dos box plots. Comente os resultados.

Arquivo: Consumo_Alimentos.xlsx

Case: Varejo

Uma empresa de e-commerce deseja agrupar seus clientes para criar diferentes ações de marketing, com base em três variáveis: quantidade de compras, valor médio das compras e nota média de satisfação.

customer_id	qtde_compras	valor_compra	nota_satisf
03d01c3308507d5d861af0d89b65beee	1	33,0	4
70760f5ca54f7826fbc14b679eb949bd	1	80,0	5
43cd92deaa3d542fa32fdf4ca3089f51	6	240,0	2
676ea4c495818f6654dd38d006cfb1d7	6	86,5	5
8702a62684cd9a0ad5a391017c6939d6	4	166,7	2
b154a09d611816a2bd59fa2582e5beb8	3	25,0	5
efd22fcffe47d73526c48448b1c47292	4	149,9	10
2de7c1adffd1bb406b6bd0b76ddfe85e	1	179,9	4
a2f0e5f633e77e713c7e49a836876c78	2	45,0	6
...	...	...	...

Arquivo: Varejo.xlsx

Case: Varejo

Uma empresa de e-commerce deseja agrupar seus clientes para criar diferentes ações de marketing, com base em três variáveis: quantidade de compras, valor médio das compras e nota média de satisfação.

Variável	Descrição
customer_id	Código do cliente
qtde_compras	Quantidade de compras do cliente no último ano
valor_medio	Valor médio das compras do último ano
nota_revisao	Nota média de satisfação com as compras do último ano

Arquivo: Varejo.xlsx

Case: Varejo

Uma empresa de e-commerce deseja agrupar seus clientes para criar diferentes ações de marketing, com base em três variáveis: quantidade de compras, valor médio das compras e nota média de satisfação.

(a) Faça uma análise exploratória da base de dados (obtenha as medidas de posição e dispersão).
(b) Para todas as variáveis, comente os quartis: Q1, Q2 (mediana) e Q3.
(c) Considerando o histograma das variáveis, as distribuições são simétricas?
(d) Existem outliers nas variáveis?
(e) Padronize as variáveis.
(f) Calcule a matriz de distâncias euclidianas.
(g) Faça a análise de agrupamento com as variáveis padronizadas, usando os 2 métodos apresentados. Escolha um dos métodos e justifique a quantidade de grupos, após a análise do dendrograma.
(h) Analise as características de cada grupo, a partir dos box plots. Comente os resultados.
(i) Crie um plano de ação de e-mail marketing de um ano de cadastro para cada grupo.

Arquivo: Varejo.xlsx

Case: Imobiliário

Uma imobiliária deseja agrupar seus imóveis à venda para atribuí-los a diferentes corretores. Os imóveis serão agrupados por sua idade, distância ao metrô, comércios próximos e valor por m².

Id_Imovel	Idade_imovel	Distancia_metro_Km	Comercios_proximos	Mil_reais_m2
1	32,0	1,08	10	7,58
2	19,5	1,40	9	8,44
3	13,3	1,54	5	9,46
4	13,3	1,54	5	10,96
5	5,0	1,46	5	8,62
6	7,1	1,87	3	6,42
7	34,5	1,57	7	8,06
8	20,3	1,38	6	9,34
9	31,7	2,10	1	3,76
...	...	...	...	...

Arquivo: Imobiliario.xlsx

Case: Imobiliário

Uma imobiliária deseja agrupar seus imóveis à venda para atribuí-los a diferentes corretores. Os imóveis serão agrupados por sua idade, distância ao metrô, comércios próximos e valor por m².

Variável	Descrição
Id_Imovel	ID do imóvel
Idade_imovel	Idade do imóvel
Distancia_metro_Km	Distância ao metrô mais próximo, em km
Comercios_proximos	Quantidade média de comércios próximos
Mil_reais_m2	Valor do imóvel por m², em milhares de reais

Arquivo: Imobiliario.xlsx

Case: Imobiliário

Uma imobiliária deseja agrupar seus imóveis à venda para atribuí-los a diferentes corretores. Os imóveis serão agrupados por sua idade, distância ao metrô, comércios próximos e valor por m².

(a) Faça uma análise exploratória da base de dados (obtenha as medidas de posição e dispersão).
(b) Para todas as variáveis, comente os quartis: Q1, Q2 (mediana) e Q3.
(c) Considerando o histograma das variáveis, as distribuições são simétricas?
(d) Existe outlier nas variáveis?
(e) Padronize as variáveis.
(f) Calcule a matriz de distâncias euclidianas.
(g) Faça a análise de agrupamento com as variáveis padronizadas, usando os 2 métodos apresentados. Escolha um dos métodos e justifique a quantidade de grupos, após a análise do dendrograma.
(h) Analise as características de cada grupo, a partir dos box plots. Comente os resultados.
(i) Para qual grupo você atribuiria seus corretores mais experientes, com maior capacidade de vendas?

Arquivo: Imobiliario.xlsx

Case: Municípios

Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.

Municipio	pop15	pop60	hab	area	taxa	esgoto	emprego	pib
Guarulhos	22,5	9,6	3830,3	318,7	16,9	86,9	29,0	44670,7
Campinas	18,2	13,8	1358,4	794,4	13,9	87,0	40,5	42766,0
São Bernardo do Campo	19,4	11,9	1868,0	409,5	14,1	90,3	38,2	34185,3
Santo André	18,0	15,0	3846,7	175,8	13,1	94,5	31,8	18085,1
Osasco	20,9	11,1	10263,6	65,0	15,7	83,8	26,3	39198,9
São José dos Campos	20,4	11,6	572,2	1099,4	14,6	93,3	33,6	28089,1
Ribeirão Preto	18,2	13,8	927,5	651,0	13,2	97,5	38,2	20300,8
Sorocaba	19,4	12,2	1302,3	449,8	15,0	97,8	35,2	19019,1
Santos	16,3	20,3	1494,2	280,7	11,7	95,3	45,2	37722,5
...	...	...	...	...	...	...	...	...

Case: Municípios

Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.

Variável	Descrição
pop15	% de habitantes com até 15 anos de idade
pop60	% de habitantes com 60 anos de idade ou mais
hab	Quantidade de habitantes por km² (densidade demográfica)
area	Área, em km²
taxa	Taxa de natalidade
esgoto	% de domicílios com acesso a saneamento básico
emprego	% de habitantes com emprego formal
pib	PIB per capita

Arquivo: Municipios.xlsx

Case: Municípios

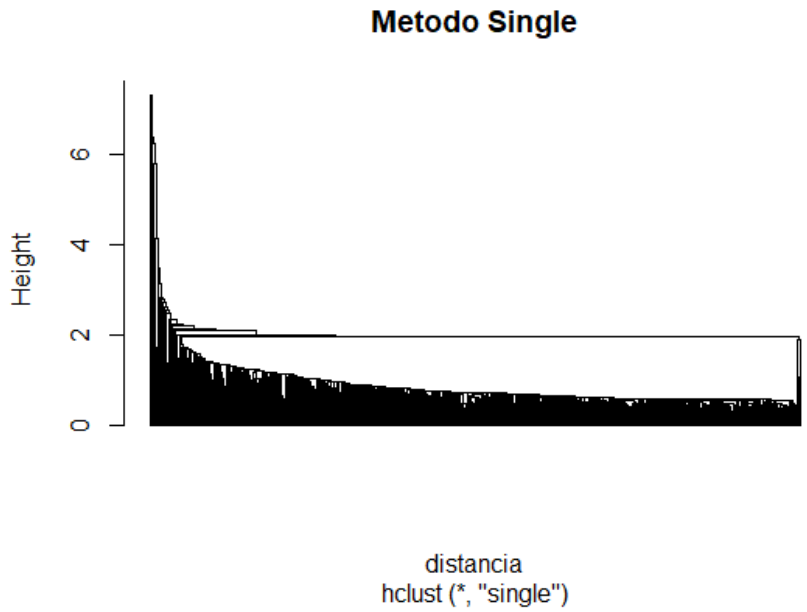
Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.

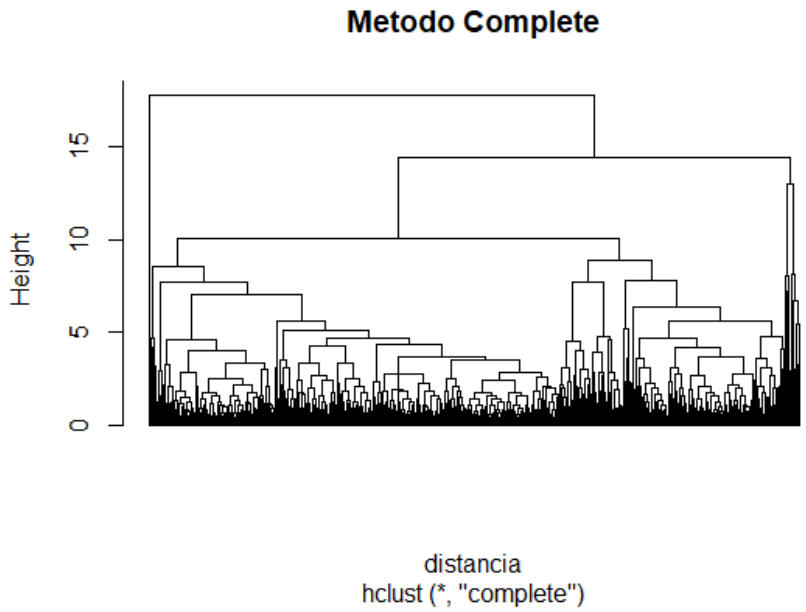
(a) Faça uma análise exploratória da base de dados (obtenha as medidas de posição e dispersão).
(b) Considerando o histograma das variáveis hab e pib, as distribuições são simétricas?
(c) Considerando as variáveis pop15 e pop60, qual possui a maior variabilidade?
(d) Existe outlier nas variáveis pop15 e pop60?
(e) Padronize as variáveis.
(f) Calcule a matriz de distâncias euclidianas.
(g) Faça a análise de agrupamento com as variáveis padronizadas, usando os 2 métodos apresentados. Quantos grupos poderiam ser sugeridos?

Arquivo: Municipios.xlsx

Case: Municípios

Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.

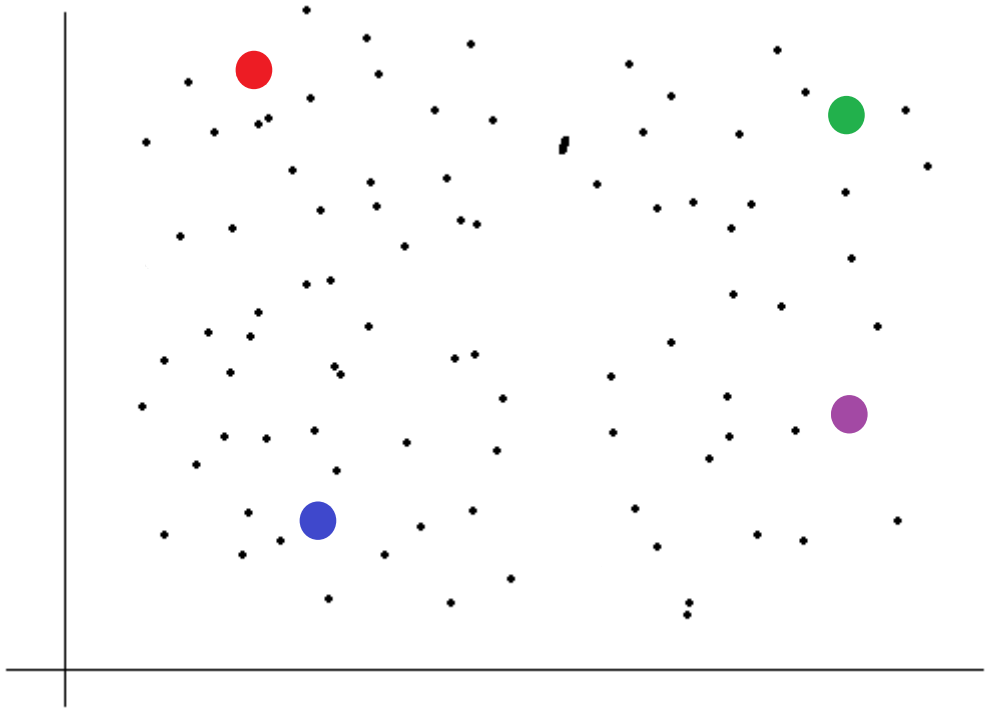




Arquivo: Municipios.xlsx

4. Método de Partição: K-médias

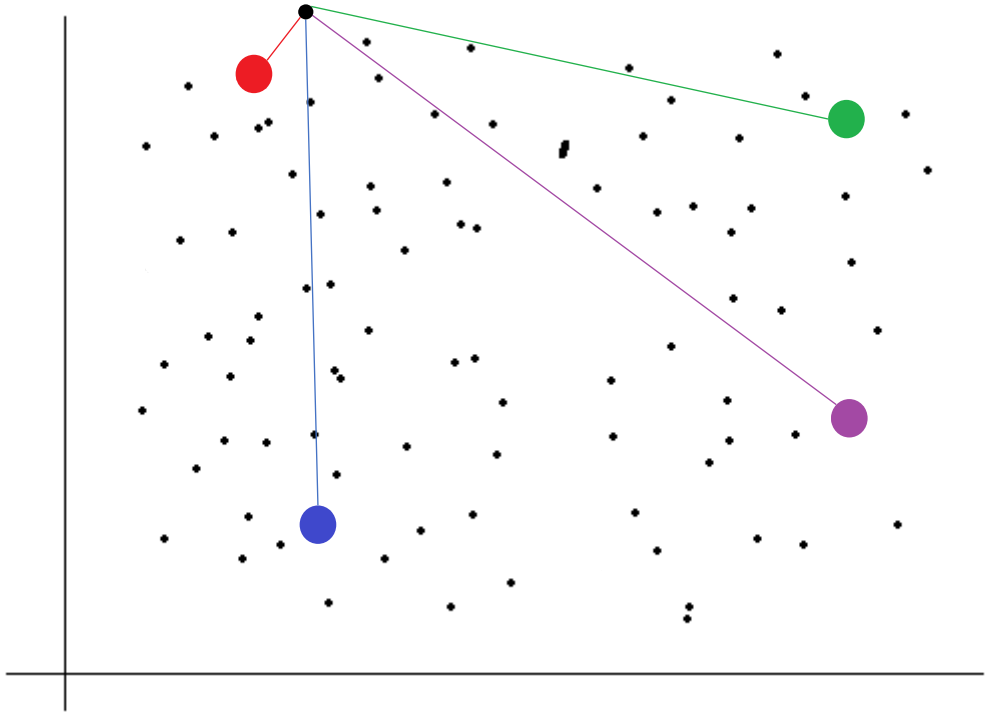
Processo de Agrupamento



O algoritmo cria **k centroides** (sementes) aleatórios.

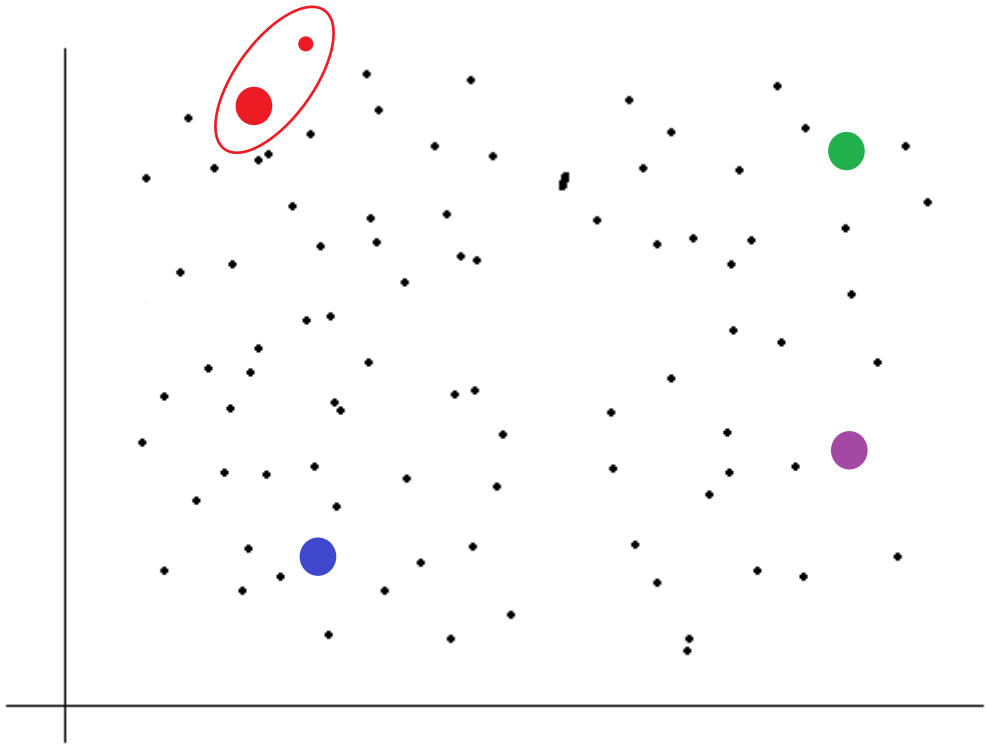
Neste caso, k = 4.

Processo de Agrupamento



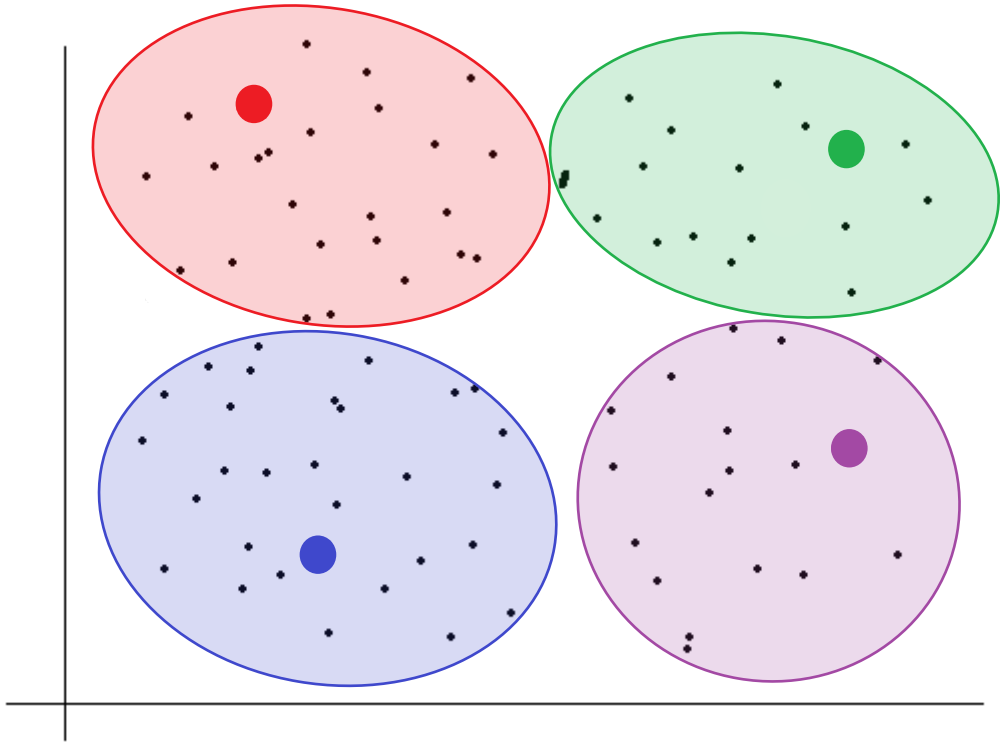
Calcula-se a Distância Euclidiana de 1 observação para os 4 centroides. Esta observação está mais próxima de qual centroide?

Processo de Agrupamento



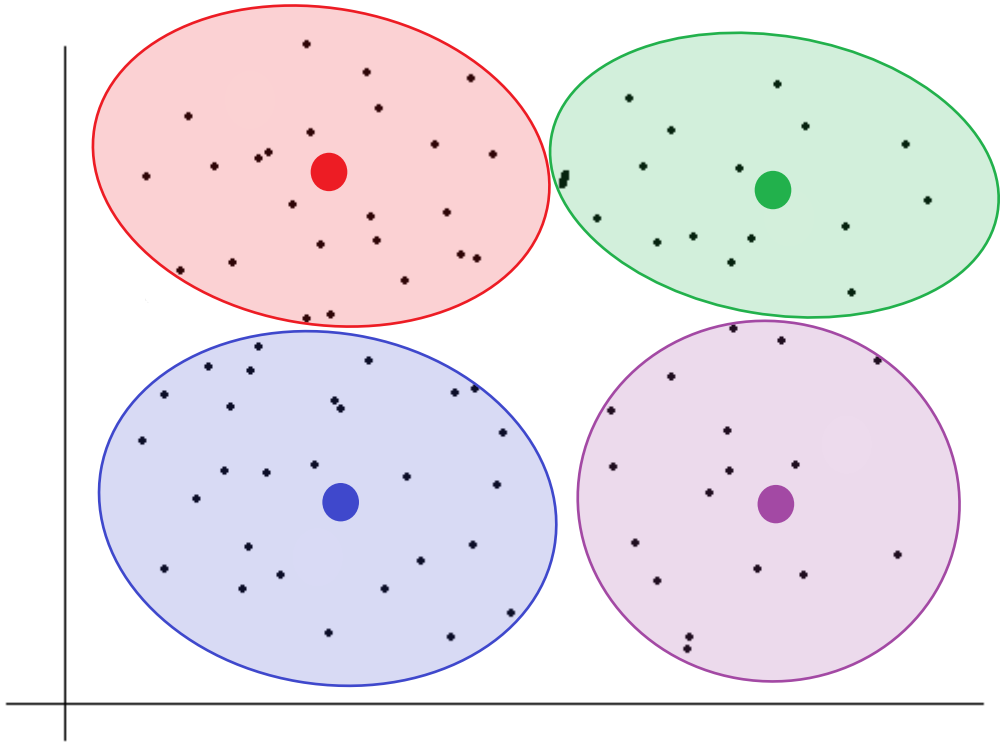
Por estar mais próxima do centroide vermelho, esta observação passa a pertencer ao **grupo vermelho**.

Processo de Agrupamento



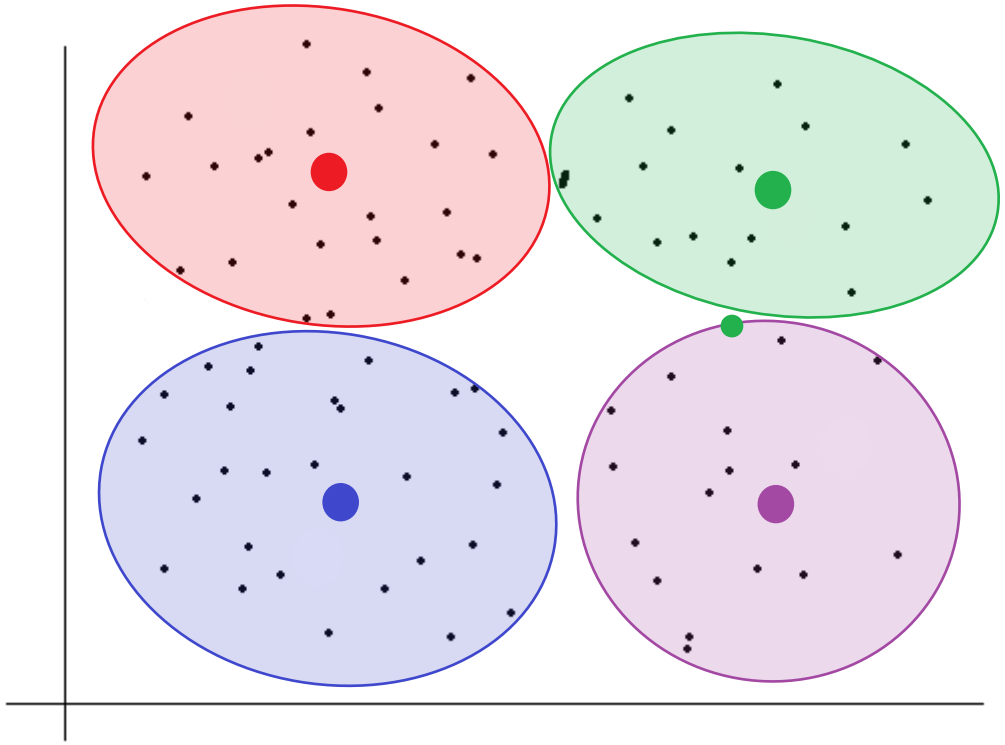
Repete-se o processo para todas as observações, até que se finalizem os grupos.

Processo de Agrupamento



Então, os centroides (“centros”) de cada grupo são **atualizados** com base nas coordenadas de seus elementos.

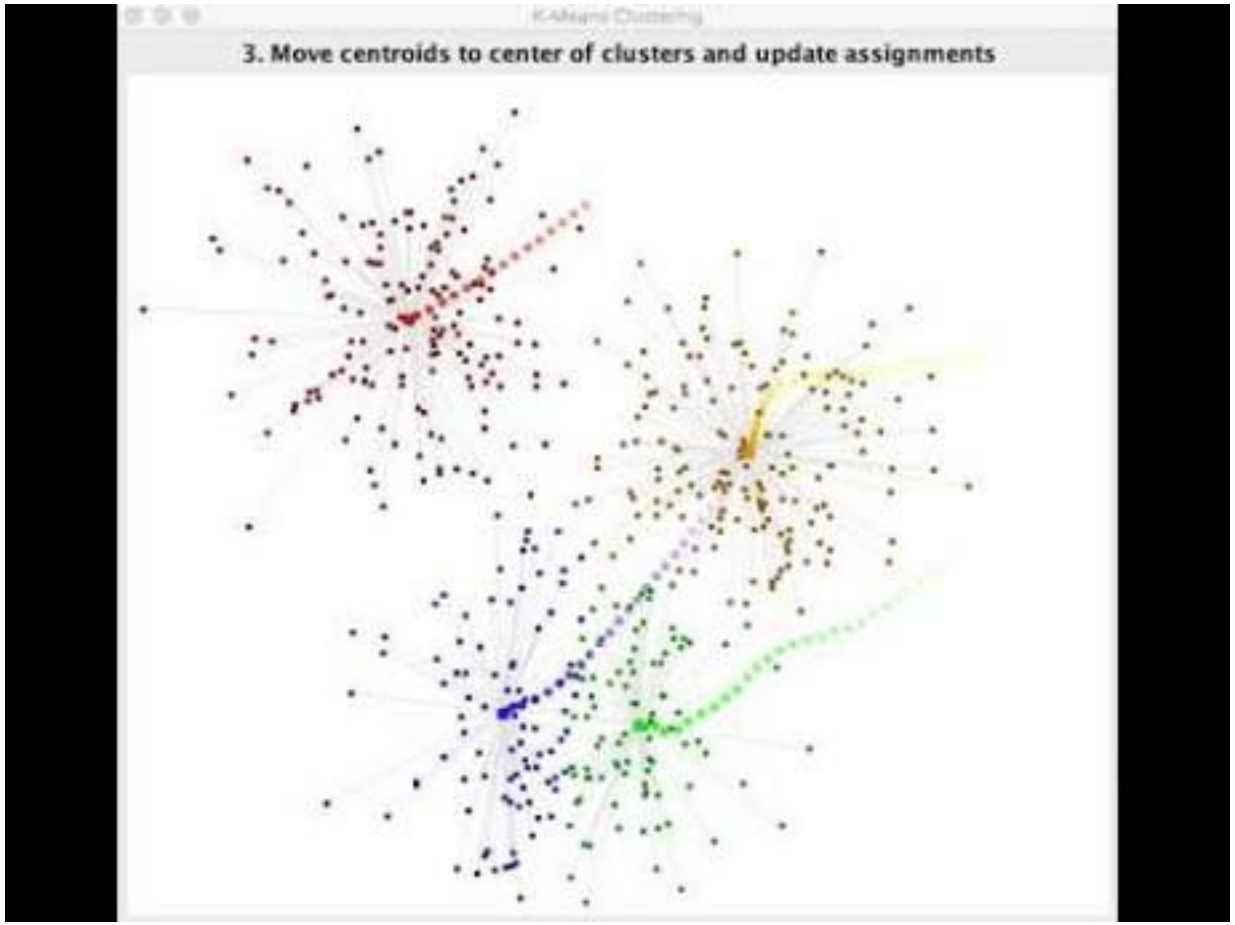
Processo de Agrupamento



Os passos anteriores são realizados de forma iterativa, a fim de **reclassificar observações** que estejam mais próximas do centroide de outro grupo.

O algoritmo é finalizado quando se atinge convergência; ou seja, quando nenhuma observação muda mais de grupo.

Processo Iterativo



https://www.youtube.com/watch?v=nXY6PxAaOk0

Exemplo do processo iterativo descrito anteriormente.

Utiliza um procedimento de aproximação. Por isso, pode ser usado em grandes bancos de dados.

Considerações sobre o método

- O número de clusters (*k*) precisa ser previamente definido.
- As coordenadas do centroide de cada grupo são definidas como a média entre as coordenadas de seus elementos.
- A cada passo, os elementos são agrupados no *cluster* com o centroide mais próximo, com subsequentes recálculos dos centros.
- As observações são agrupadas nos centroides até que as partições encontradas satisfaçam algum critério de qualidade especificado.

Case: Municípios

Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.

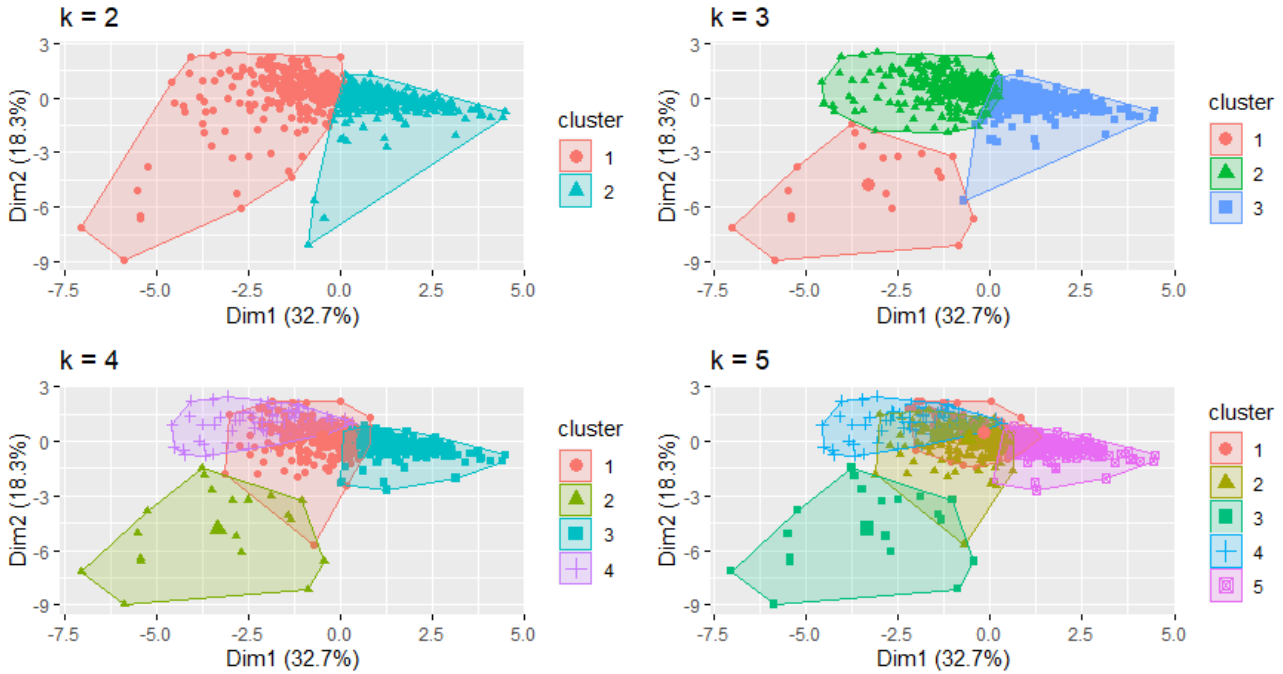
Com a mesma base de dados do exercício anterior:

(a) Utilize o método K-médias para 2, 3, 4 e 5 grupos. Qual número de grupos é melhor?
(b) Caracterize os grupos.
(c) Uma varejista que só possui lojas na capital (São Paulo) deseja escolher outras cidades para criar mais lojas. Qual grupo de cidades você escolheria?

Arquivo: Municipios.xlsx

Case: Municípios

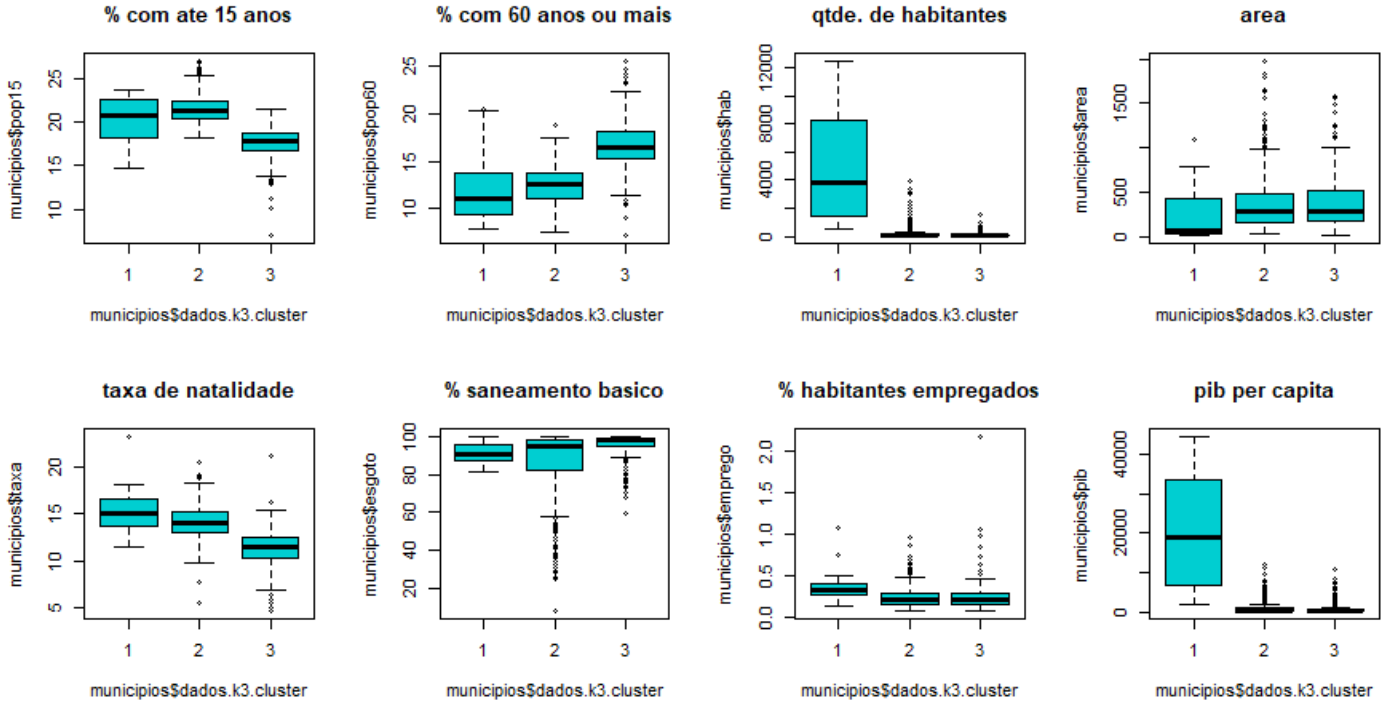
Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.



Arquivo: Municipios.xlsx

Case: Municípios

Os dados são relacionados a indicadores econômicos de cada município do estado de São Paulo. O objetivo do estudo é agrupar estes municípios segundo o comportamento das variáveis econômicas.



Arquivo: Municipios.xlsx

Case: Limite de cartão de crédito

Os dados são relacionados a indicadores financeiros de clientes de cartão de crédito. O objetivo do estudo é agrupar os clientes para criar um plano de ação de negócio para cada grupo, dadas as suas características. Este plano de ação será executado por meio de um envio de e-mail marketing.

CLIENTE	LIMITE	IDADE	PERC_USO_CARTAO
1	2000	24	0,20
2	12000	26	0,02
3	9000	34	0,32
4	5000	37	0,94
5	5000	57	0,17
6	5000	37	1,29
7	50000	29	0,74
8	10000	23	0,12
9	14000	28	0,08
...	...	...	...

Arquivo: Limite.xlsx

Case: Limite de cartão de crédito

Os dados são relacionados a indicadores financeiros de clientes de cartão de crédito. O objetivo do estudo é agrupar os clientes para criar um plano de ação de negócio para cada grupo, dadas as suas características. Este plano de ação será executado por meio de um envio de e-mail marketing.

Variável	Descrição
CLIENTE	ID do cliente
LIMITE	Limite total do cartão solicitado pelo cliente
IDADE	Idade do cliente
PERC_USO_CARTAO	Percentual médio histórico de uso de limite do cliente

Arquivo: Limite.xlsx

Case: Limite de cartão de crédito

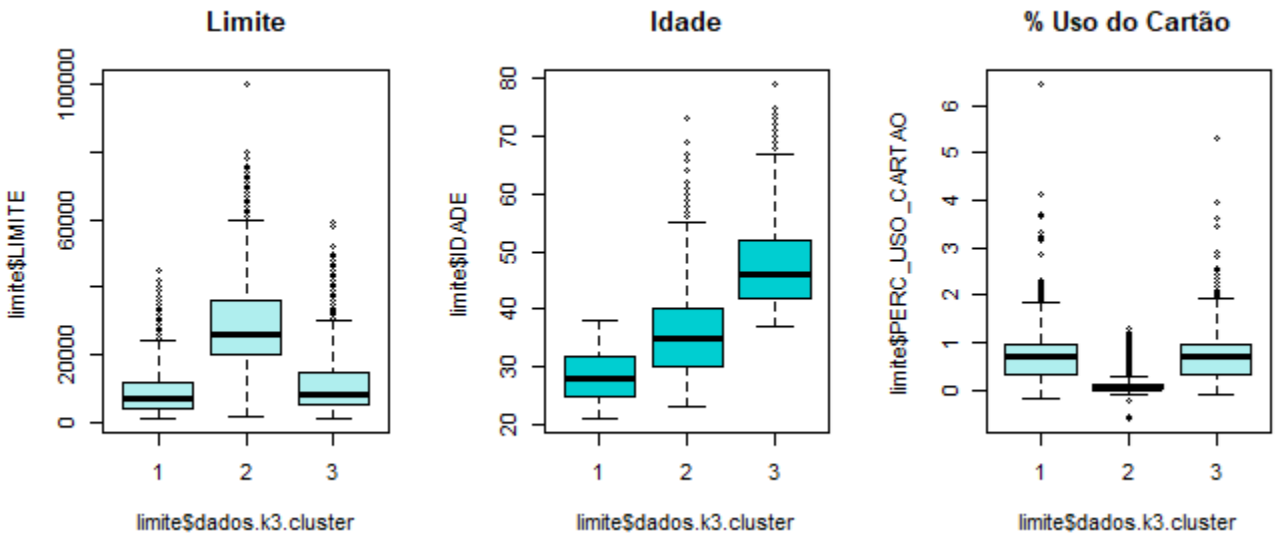
Os dados são relacionados a indicadores financeiros de clientes de cartão de crédito. O objetivo do estudo é agrupar os clientes para criar um plano de ação de negócio para cada grupo, dadas as suas características. Este plano de ação será executado por meio de um envio de e-mail marketing.

(a) Faça a análise exploratória de cada variável individualmente.
(b) Interprete a média, mediana, Q1, Q2 e Q3 para todas as variáveis.
(c) Faça o box plot e histograma para todas as variáveis.
(d) Padronize as variáveis.
(e) Utilize o método K-médias para 2, 3, 4 e 5 grupos. Qual número de grupos é melhor?
(f) Caracterize os grupos.
(g) Crie um plano de ação para e-mail marketing para cada grupo.

Arquivo: Limite.xlsx

Case: Limite de cartão de crédito

Os dados são relacionados a indicadores financeiros de clientes de cartão de crédito. O objetivo do estudo é agrupar os clientes para criar um plano de ação de negócio para cada grupo, dadas as suas características. Este plano de ação será executado por meio de um envio de e-mail marketing.



1. GRUPO 1: Jovens
O grupo 1 apresenta limite mais baixo, menor idade e percentual de uso do cartão alto. Para este grupo, pode-se enviar um e-mail marketing ressaltando as funcionalidades do aplicativo do cartão.

2. GRUPO 2: Low-Users
O grupo 2 apresenta alto limite e baixo percentual de uso do cartão. Pode-se ressaltar os benefícios do uso do cartão, como programa de pontos, para aumentar sua utilização.

3. GRUPO 3: Experientes
O grupo 3 apresenta limite mais baixo, maior idade e percentual de uso do cartão alto. Para este grupo, pode-se enviar um e-mail marketing ressaltando a segurança financeira da empresa e o contato do gerente do cartão de crédito.

Arquivo: Limite.xlsx

5. Exercícios

Case: Serviço de Entregas

5. EXERCÍCIOS

Uma empresa de serviço de delivery de comida pronta tem o objetivo de fazer ações de relacionamento e reconhecimento com seus clientes. Para isso, gostaria de identificar os perfis de clientes com base na frequência de pedidos, valor desses pedidos, distância entre o estabelecimento e a residência do cliente, e o tempo de entrega.

Fonte: https://www.kaggle.com/asaumya/k-means-clustering-food-delivery-case-study/data

ID_Cliente	N_pedidos	Valor	Dist_m_restaurante	Tempo_m_entrega
28	1	558	0,8	33
122	2	2685	2,6	24
152	12	2608	2,6	31
173	9	1634	1,2	45
204	2	562	2	53
397	13	3045	3,7	38
507	3	379	0,8	39
784	26	4782	2,7	44
931	3	2422	1,7	26
...	...	...	...	...

Arquivo: Serviço_Entregas.xlsx

Case: Serviço de Entregas

Uma empresa de serviço de delivery de comida pronta tem o objetivo de fazer ações de relacionamento e reconhecimento com seus clientes. Para isso, gostaria de identificar os perfis de clientes com base na frequência de pedidos, valor desses pedidos, distância entre o estabelecimento e a residência do cliente, e o tempo de entrega.

Fonte: https://www.kaggle.com/asaumya/k-means-clustering-food-delivery-case-study/data

Variável	Descrição
ID_Cliente	ID do cliente
N_pedidos	Total de pedidos realizados pelo cliente nos últimos 12 meses
Valor	Valor médio dos pedidos, em R$
Dist_m_restaurante	Distância média entre o(s) restaurante(s) e o cliente, em km
Tempo_m_entrega	Tempo médio para entrega dos pedidos, em minutos

Arquivo: Serviço_Entregas.xlsx

Case: Serviço de Entregas

Uma empresa de serviço de delivery de comida pronta tem o objetivo de fazer ações de relacionamento e reconhecimento com seus clientes. Para isso, gostaria de identificar os perfis de clientes com base na frequência de pedidos, valor desses pedidos, distância entre o estabelecimento e a residência do cliente, e o tempo de entrega.

Fonte: https://www.kaggle.com/asaumya/k-means-clustering-food-delivery-case-study/data

(a) Faça a análise exploratória de cada variável individualmente.
(b) Interprete a média, mediana, Q1, Q2 e Q3 para todas as variáveis.
(c) Faça o box plot e histograma para todas as variáveis.
(d) Padronize as variáveis.
(e) Utilize o método K-médias para 2, 3, 4 e 5 grupos. Qual número de grupos é melhor?
(f) Caracterize os grupos.
(g) Crie um plano de ações de marketing para cada grupo.

Arquivo: Serviço_Entregas.xlsx

Case: Marketing Cartão

5. EXERCÍCIOS

Uma instituição financeira, emissora de cartões de crédito, deseja identificar os diferentes perfis transacionais em relação ao uso do cartão de crédito, para trabalhar em ações de marketing e comunicação de forma segmentada. O conjunto de dados resume o comportamento de uso de cerca de 8.950 titulares de cartão de crédito, ativos durante os últimos 6 meses. O arquivo está estruturado na visão cliente.

Fonte: https://www.kaggle.com/mirichoi0218/insurance

ID_CLIENTE	LIMITE_DISP	VALOR_ENTRADA	QTDE_COMPRAS
C10001	40,9	0,0	2
C10002	3202,5	6442,9	0
C10003	2495,1	0,0	12
C10004	1666,7	205,8	1
C10005	817,7	0,0	1
C10006	1809,8	0,0	8
C10007	627,3	0,0	64
C10008	1823,7	0,0	12
C10009	1014,9	0,0	5
...	...	...	...

Arquivo: Marketing_Cartao.xlsx

Case: Marketing Cartão

5. EXERCÍCIOS

Uma instituição financeira, emissora de cartões de crédito, deseja identificar os diferentes perfis transacionais em relação ao uso do cartão de crédito, para trabalhar em ações de marketing e comunicação de forma segmentada. O conjunto de dados resume o comportamento de uso de cerca de 8.950 titulares de cartão de crédito, ativos durante os últimos 6 meses. O arquivo está estruturado na visão cliente.

Fonte: https://www.kaggle.com/mirichoi0218/insurance

Variável	Descrição
ID_CLIENTE	Identificação do titular do cartão de crédito
LIMITE_DISP	Valor do limite de crédito disponível, em R$
VALOR_GASTO	Valor total gasto no cartão de crédito nos últimos 6 meses
QTDE_COMPRAS	Quantidade de compras nos últimos 6 meses

Arquivo: Marketing_Cartao.xlsx

Case: Marketing Cartão

5. EXERCÍCIOS

Uma instituição financeira, emissora de cartões de crédito, deseja identificar os diferentes perfis transacionais em relação ao uso do cartão de crédito, para trabalhar em ações de marketing e comunicação de forma segmentada. O conjunto de dados resume o comportamento de uso de cerca de 8.950 titulares de cartão de crédito, ativos durante os últimos 6 meses. O arquivo está estruturado na visão cliente.

Fonte: https://www.kaggle.com/mirichoi0218/insurance

(a) Faça a análise exploratória de cada variável individualmente.
(b) Interprete a média, mediana, Q1, Q2 e Q3 para todas as variáveis.
(c) Faça o box plot e histograma para todas as variáveis.
(d) Padronize as variáveis.
(e) Utilize o método K-médias para 2, 3, 4 e 5 grupos. Qual número de grupos é melhor?
(f) Caracterize os grupos.
(g) Crie um plano de ações de marketing para cada grupo.

Arquivo: Marketing_Cartao.xlsx

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

Apêndice – Código R

Remover primeira coluna

Desvio padrão

```
summary(consumo[,-1]) #Min,
apply(consumo[,-1] , 2 , sd)
```

A função apply () recebe um data frame ou matriz como uma entrada e dá a saída em vetor. Referência.

Para uma matriz, 1 indica que queremos analisar as linhas, e 2 indica colunas.

Função utilizada para imprimir mais de um gráfico na mesma tela

Quantidade de colunas

```
par(mfrow=c(1,2))
```

Quantidade de linhas

Função para padronizar dados

```
#Padronize as variáveis.
consumo_z<-scale(consumo[,-1])
head(consumo_z)
```

Remover primeira coluna

Função para cálculo de distâncias

Remover primeira coluna

```
distancia <- dist(consumo_z[,-1], method="euclidean")
distancia
```

Objeto criado para armazenar a matriz de distâncias

Seleção de método do cálculo da distância

Função que computa o cluster hierárquico

Método de cálculo da distância dos grupos

```
clust_single <- hclust(distancia, method="single")
plot(clust_single, main="Método Single", hang=-1)
```

Título do gráfico

Alinhamento do dendograma

Função para separar os grupos

Espessura das linhas do gráfico

```
rect.hclust(clust_complete, k=3, border=1:5)
```

Quantidade de grupos

Selecionar somente a coluna “cluster” do objeto “consumo”

Função para separar os grupos do cluster hierárquico

```
consumo$cluster <- as.factor(cutree(clust_complete, k=3))
#Tamanho dos Clusters
table(consumo$cluster)
```

Função para converter a variável em categórica

Quantidade de grupos

```
library(cluster)
library(factoextra)
library(gridExtra)
```

Biblioteca que contém os algoritmos de cluster

Biblioteca para visualizar os resultados do cluster k-médias de forma visual

Organiza a saída dos gráficos em forma de matriz (similar ao par(mfrow()))

Fixar a semente inicial irá garantir que todas as vezes que o modelo for rodado, sem alteração nos parâmetros, os resultados serão os mesmos

```
set.seed(12345)
```

Função para ajustar o modelo de cluster pelo método de k-médias

Critério de parada utilizado quando o algoritmo não finalizar

```
dados.k2 <- kmeans(entregas_z, centers = 2, nstart = 25, iter.max = 100)
```

Quantidade de grupos

Fixar a semente inicial

Função para visualizar o cluster de forma gráfica

Título do gráfico

```
#Gráficos
G1 <- fviz_cluster(dados.k2, geom = "point", data = entregas_z) + ggtitle("k = 2")
```

Formato em que serão exibidas as observações no gráfico

```
#Criar uma matriz com 4 gráficos
grid.arrange(G1, G2, G3, G4, nrow = 2)
```

Criar uma matriz com todos os gráficos gerados