INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus São José

Aplicação de Técnicas de Aprendizagem de Máquina utilizando R

Prof. Mário de Noronha Neto

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

O material utilizado neste curso foi elaborado pelos professores Mario de Noronha Neto (IFSC) e Richard Demo Souza (UFSC)

Clustering

A técnica de *Clustering* busca dividir automaticamente o conjunto de dados em grupos de itens similares. Esta técnica não é utilizada para predições, mas sim para extrair conhecimento que podem fornecer informações relevantes sobre o agrupamento natural encontrado nos dados.

É baseada no princípio de que itens/elementos dentro de um mesmo grupo devem ser muito similares entre si, mas bem distintos dos itens/elementos que não estão no mesmo grupo.

Este processo cria um "novo dado" em que exemplos não rotulados recebem o rótulo de um *cluster*. Por esta razão, esta técnica também pode ser entendida como uma técnica de classificação não supervisionada pelo fato de classificar exemplos não rotulados.

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

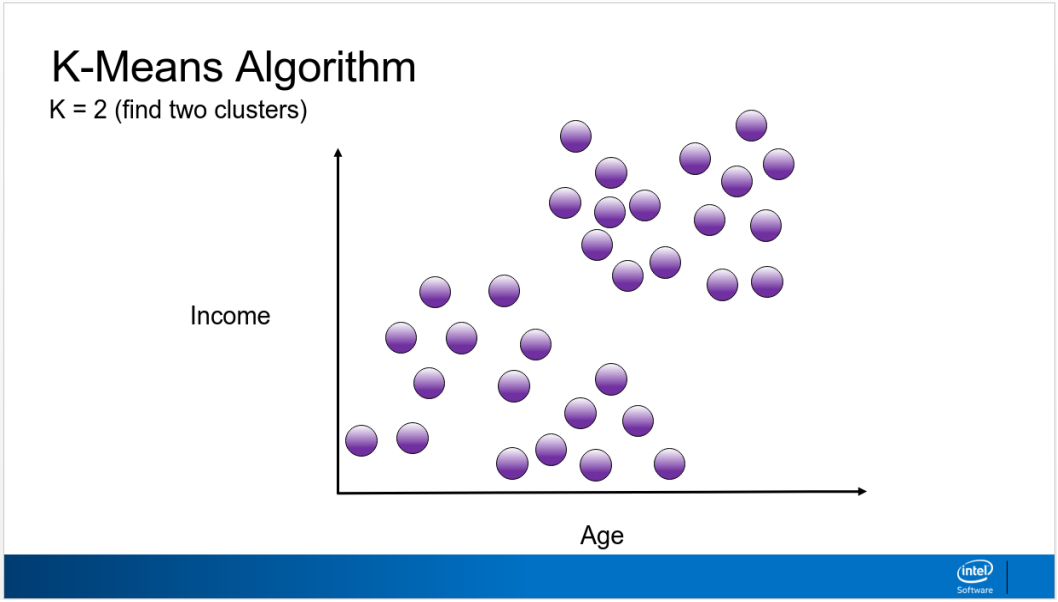
Clustering

Alguns exemplos de aplicações da técnica de *Clustering:*

- Segmentação de clientes em grupos com dados demográficos ou padrões de compra semelhantes para campanhas de marketing direcionadas
- Detecção de comportamento anômalo, como intrusões de rede não autorizadas, identificando padrões de uso que estão fora dos clusters conhecidos
- Simplificação de conjuntos de dados extremamente grandes através do agrupamento de características com valores semelhantes em um conjunto menor de categorias.

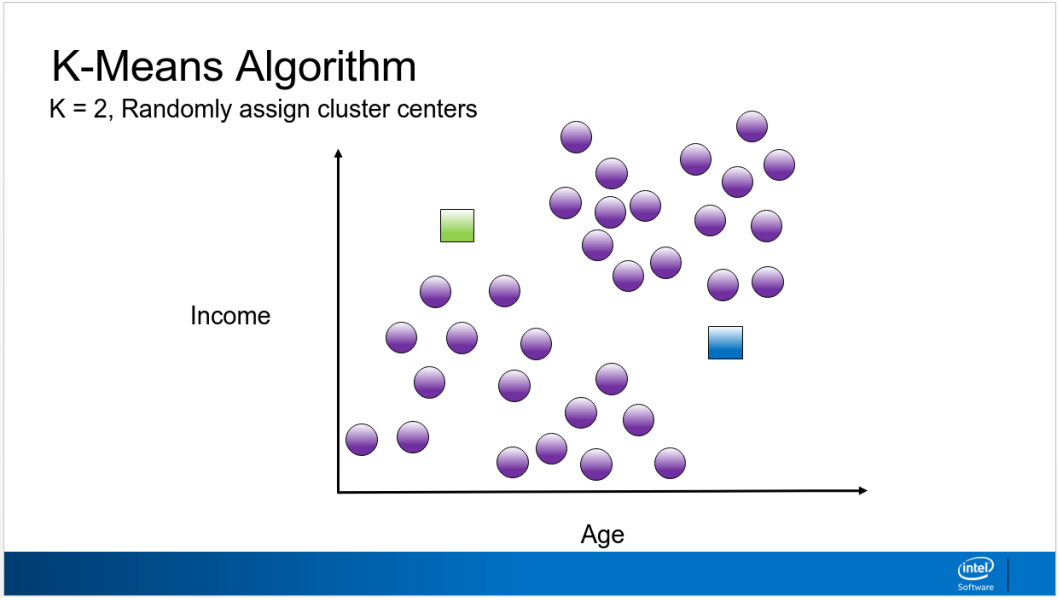
Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Algoritmo k-means



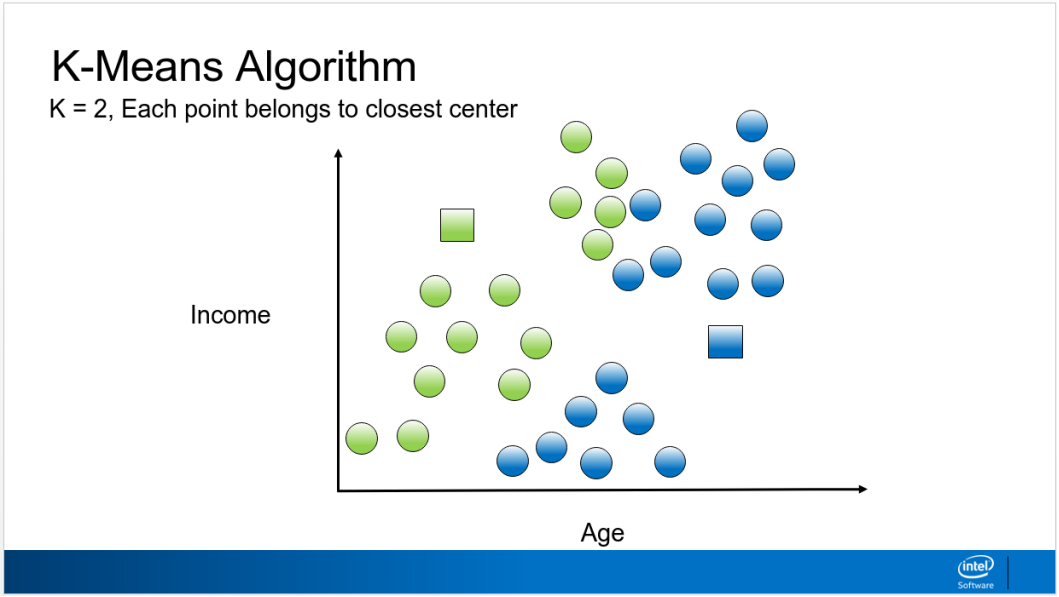
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



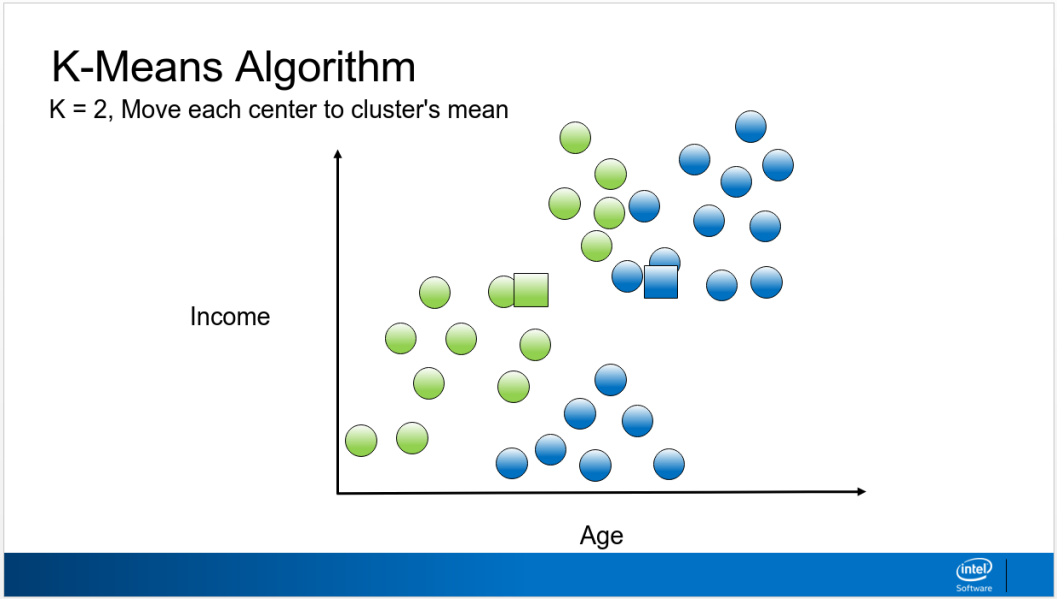
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



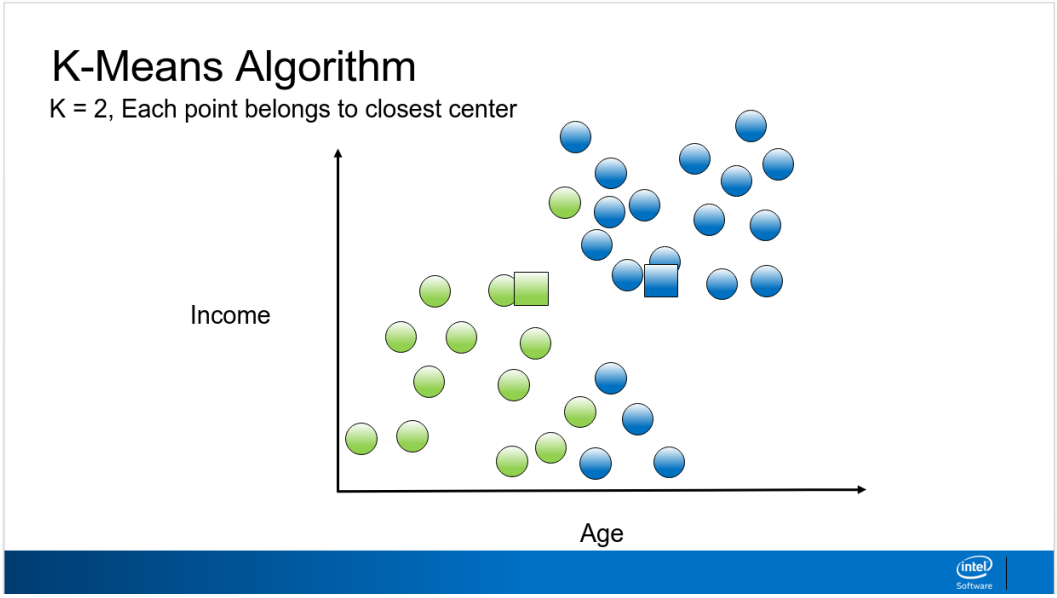
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



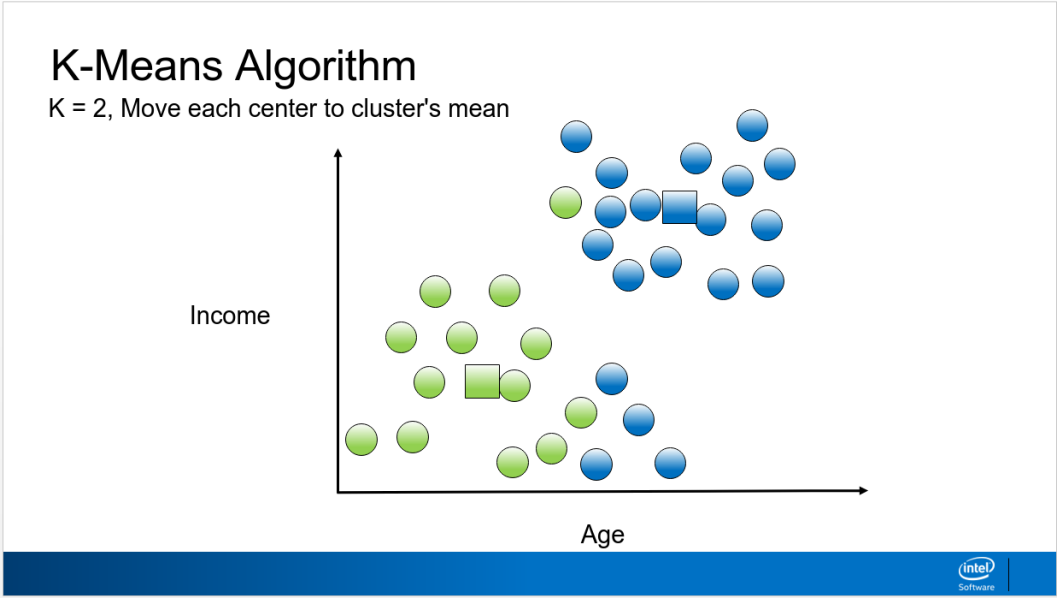
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



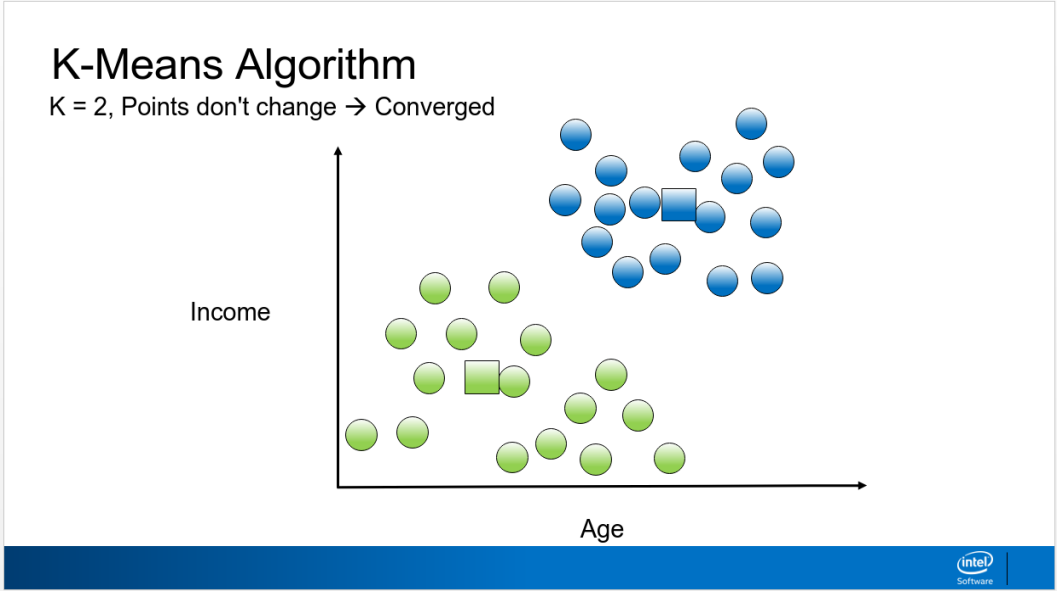
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



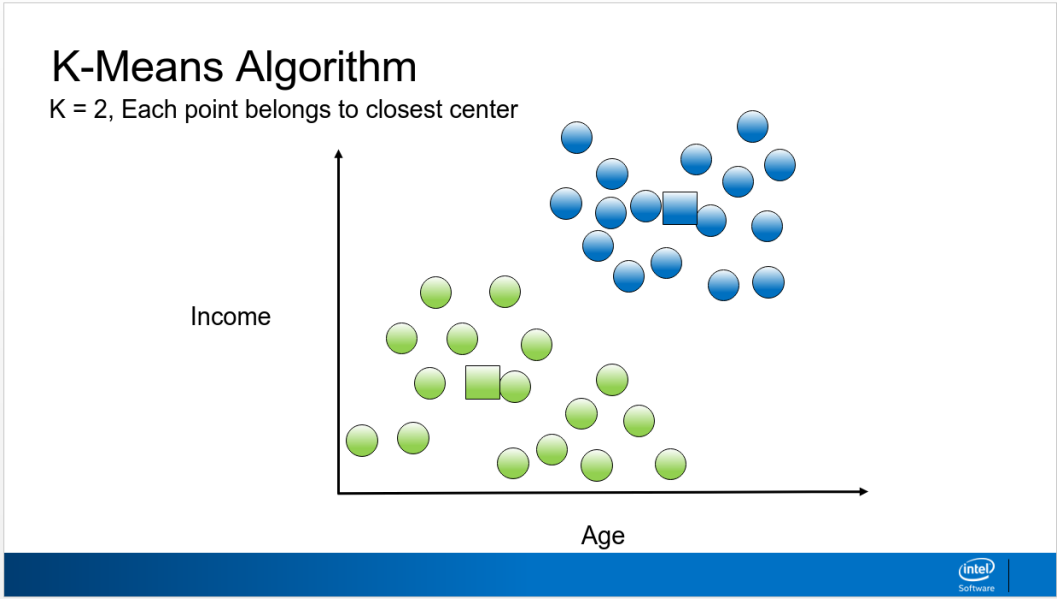
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



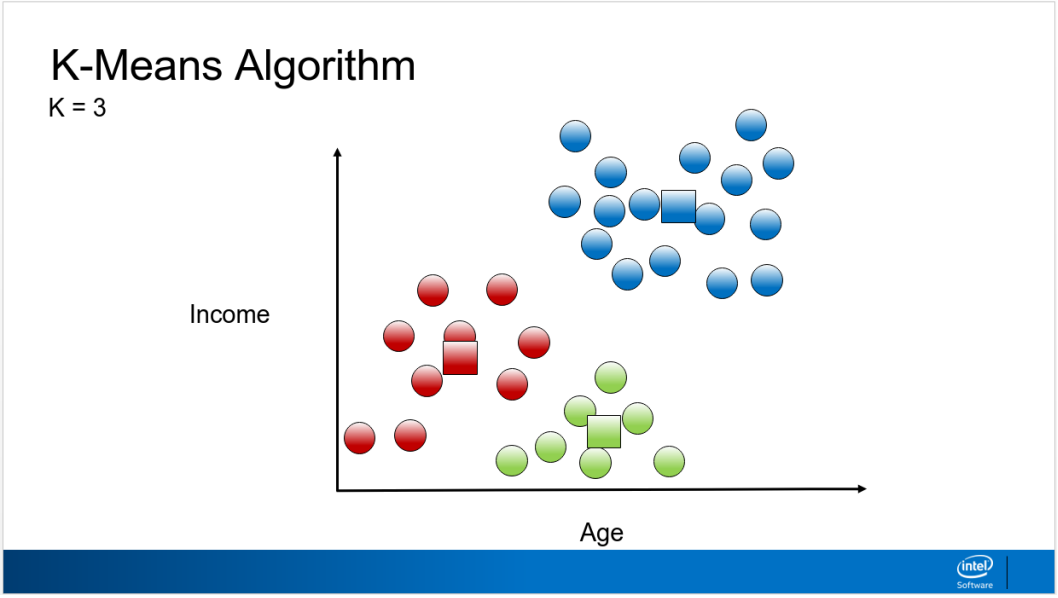
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



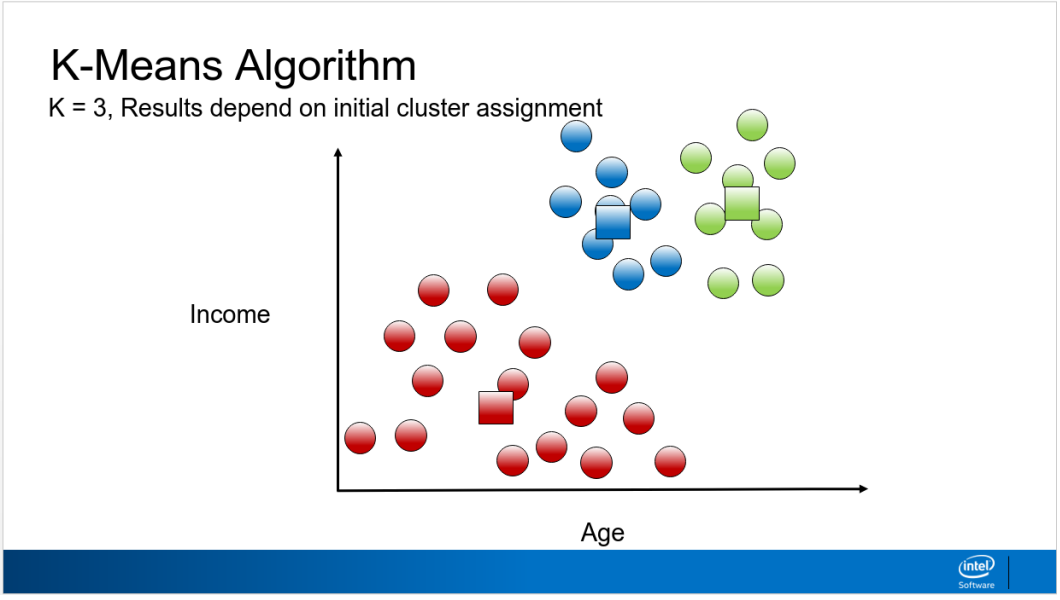
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



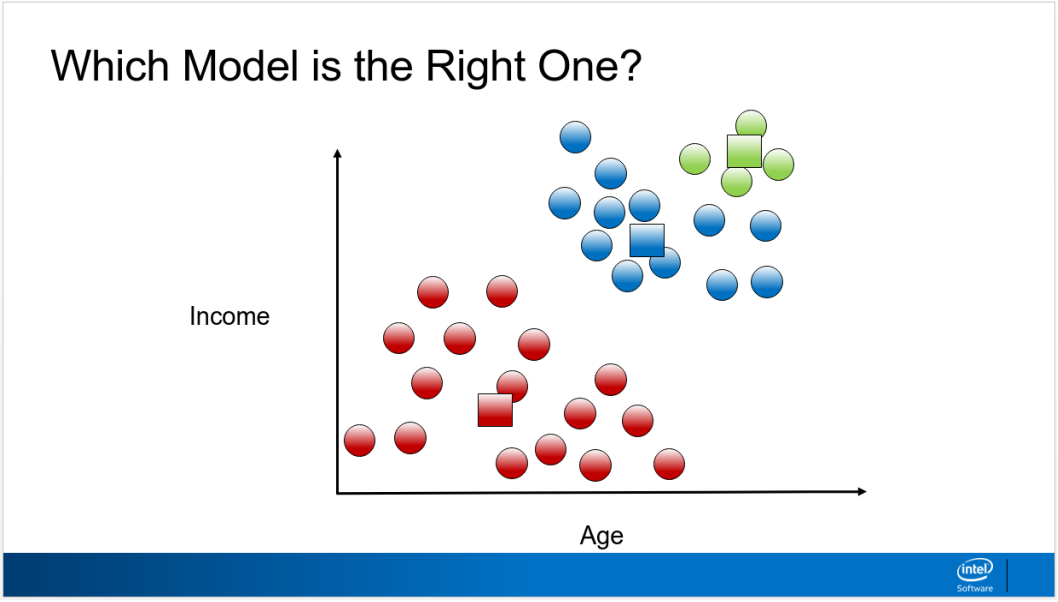
Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Algoritmo k-means



Fonte: Material do Programa INTEL NERVANA AI ACADEMY, disponibilizado ao IFSC

Considerações - Algoritmo k-means

O k-means normalmente utiliza a distância Euclidiana para ajustar definir os cluster, embora outras distâncias possam ser utilizadas.

Distância Euclidiana

$$\text{dist}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2}$$

Esta técnica é muito sensível aos posicionamentos dos pontos centrais iniciais.

Da mesma forma, o número de *cluster* influencia bastante o desempenho. Para a definição do número de *clustes* é importante que se tenha uma noção dos possíveis grupos que o conjunto possui.

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Exemplo: Identificando segmentos de mercado para adolescentes utilizando o k-means

Passo 1: Coleta de dados

Dataset utilizado:

O *dataset* utilizado neste exemplo representa uma amostra aleatória de 30.000 estudantes de *High School* dos Estados Unidos, os quais possuíam seu perfis publicados em uma rede social bem conhecida no ano de 2006. Os dados foram amostrados uniformemente nos quatro anos da *High School.* Portanto, podemos supor que este conjunto de dados seja representativo para avaliar o comportamento dos adolescentes naquela época. Usando um processo automatizado, pôde-se registrar o sexo, a idade e o número de amigos do SNS de cada adolescente. Uma ferramenta de mineração foi utilizada para dividir o conteúdo restante das páginas em palavras. Das 500 palavras que mais apareceram em todas as páginas, 36 foram escolhidas para representar 5 categorias de interesse: **Atividades extracurriculares**, **modas, religião, romance e comportamento antissocial**. Estas palavras incluem termos como *futebol, sexy, beijo, bíblia, compra, morte e drogas.* Este conjunto de dados foi compilado por *Brett Lantz.*

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Passo 2: Explorando e preparando os dados

```
> teens <- read.csv("snsdata.csv")
```

```
> str(teens)
'data.frame':   30000 obs. of  40 variables:
 $ gradyear    : int  2006 2006 2006 2006 2006 2006 2006 2006 2006 2006 ...
 $ gender      : Factor w/ 2 levels "F","M": 2 1 2 1 NA 1 1 2 1 1 ...
 $ age         : num  19 18.8 18.3 18.9 19 ...
 $ friends     : int  7 0 69 0 10 142 72 17 52 39 ...
 $ basketball  : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ football    : int  0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ soccer      : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ softball    : int  0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 ...
 $ volleyball  : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
```

Observe que o conjunto de dados possui 4 variáveis indicando características pessoais e 36 palavras indicando interesse.

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

Passo 2: Explorando e preparando os dados

```
> table(teens$gender)

    F     M
22054  5222

> table(teens$gender, useNA = "ifany")

    F     M  <NA>
22054  5222  2724

> summary(teens$age)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.    NA's
  3.086  16.310  17.290  17.990  18.260 106.900    5086
```

Observe que aproximadamente 9% não cadastraram a opção *gênero* e 17% a opção *idade.*
Observe também que os valores mínimo e máximo estão estranhos.

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

Passo 2: Explorando e preparando os dados

```
> teens$age <- ifelse(teens$age >= 13 & teens$age < 20,
                      teens$age, NA)

> summary(teens$age)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.    NA's
  13.03   16.30   17.26   17.25   18.22   20.00    5523
```

Todas as idades que estiverem fora deste intervalo serão tratadas com o valores NA.

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

Passo 2: Explorando e preparando os dados

Uma solução fácil para tratar os dados sem valor (NA) é excluí-los do conjunto de dados. Entretanto, eles podem representar uma parcela significativa do *dataset,* principalmente se consideramos que os NAs de uma variável podem ser diferentes dos NAs de outra. Uma outra solução é utilizar o conceito de *dummy coding* para criar valores binários para cada nível da variável.

```
> teens$female <- ifelse(teens$gender == "F" &
                         !is.na(teens$gender), 1, 0)
> teens$no_gender <- ifelse(is.na(teens$gender), 1, 0)

> table(teens$gender, useNA = "ifany")
    F     M  <NA>
22054  5222  2724
> table(teens$female, useNA = "ifany")
    0     1
 7946 22054
> table(teens$no_gender, useNA = "ifany")
    0     1
27276  2724
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Passo 2: Explorando e preparando os dados

Para o caso da variável numérica, como é o caso da variável *idade,* não faz sentido criar uma nova categoria com valores desconhecidos. Neste caso, uma alternativa seria identificar a idade típica do estudante no ano de graduação que ele está cursando e atribuir este valor aos respectivos valores NAs.

```
> ave_age <- ave(teens$age, teens$gradyear, FUN =
                 function(x) mean(x, na.rm = TRUE))

> teens$age <- ifelse(is.na(teens$age), ave_age, teens$age)


> summary(teens$age)
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  13.03   16.28   17.24   17.24   18.21   20.00
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

Passo 3: Treinando o modelo

Clustering syntax

using the `kmeans()` function in the `stats` package

Finding clusters:

```
myclusters <- kmeans(mydata, k)
```

- `mydata` is a matrix or data frame with the examples to be clustered
- `k` specifies the desired number of clusters

The function will return a cluster object that stores information about the clusters.

Examining clusters:

- `myclusters$cluster` is a vector of cluster assignments from the `kmeans()` function
- `myclusters$centers` is a matrix indicating the mean values for each feature and cluster combination
- `myclusters$size` lists the number of examples assigned to each cluster

Example:

```
teen_clusters <- kmeans(teens, 5)
teens$cluster_id <- teen_clusters$cluster
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Passo 3: Treinando o modelo

A função *kmeans()* requer que o *dataframe* contenha apenas variáveis numéricas e um parâmetro especificando o número de *clusters.* Para evitar que uma variável se sobressaia sobre outra por ter uma escala maior, vamos utilizar a função *scale()* para aplicar uma padronização *z-score.* Desta forma, todas as variáveis terão média zero e desvio padrão unitário.

z-score: $X_{new} = \frac{X - \mu}{\sigma} = \frac{X - \text{Mean}(X)}{\text{StdDev}(X)}$

```
> interests <- teens[5:40]
> interests_z <- as.data.frame(lapply(interests, scale))
```

Como mencionado anteriormente, a definição do número de *cluster* pode ser feita com base em informações *a priori* do que se deseja analisar. Neste estudo, foi escolhido inicialmente um *k = 5.*

```
> set.seed(2345)
> teen_clusters <- kmeans(interests_z, 5)
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Passo 4: Analisando o modelo

```
> teen_clusters$size
[1]    871    600   5981   1034 21514

> teen_clusters$centers
  basketball    football      soccer    softball
1  0.16001227  0.2364174  0.10385512  0.07232021
2 -0.09195886  0.0652625 -0.09932124 -0.01739428
3  0.52755083  0.4873480  0.29778605  0.37178877
4  0.34081039  0.3593965  0.12722250  0.16384661
5 -0.16695523 -0.1641499 -0.09033520 -0.11367669
```

Variáveis de interesses

Clusters

Valor médio do *cluster* para o interesse listado

Exemplo: O *cluster* 3 é o *cluster* que tem mais interesse em futebol

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus
São José

Passo 4: Analisando o modelo

Analisando se o *cluster* fica acima ou abaixo do valor médio de cada categoria de interesse, ou analisando os valores máximo e mínimo de cada categoria, podemos notar determinados comportamentos que diferenciam os grupos

```
> teen_clusters$centers
  basketball   football      soccer    softball  volleyball    swimming
1 0.16001227  0.2364174  0.10385512  0.07232021  0.18897158  0.23970234
2 -0.09195886 0.0652625 -0.09932124 -0.01739428 -0.06219308  0.03339844
3 0.52755083  0.4873480  0.29778605  0.37178877  0.37986175  0.29628671
4 0.34081039  0.3593965  0.12722250  0.16384661  0.11032200  0.26943332
5 -0.16695523 -0.1641499 -0.09033520 -0.11367669 -0.11682181 -0.10595448
  cheerleading    baseball      tennis      sports        cute          sex
1   0.3931445  0.02993479  0.13532387  0.10257837  0.37884271  0.020042068
2  -0.1101103 -0.11487510  0.04062204 -0.09899231 -0.03265037 -0.042486141
3   0.3303485  0.35231971  0.14057808  0.32967130  0.54442929  0.002913623
4   0.1856664  0.27527088  0.10980958  0.79711920  0.47866008  2.028471066
5  -0.1136077 -0.10918483 -0.05097057 -0.13135334 -0.18878627 -0.097928345
         sexy         hot      kissed       dance        band   marching      music
1  0.11740551  0.41389104  0.06787768  0.22780899 -0.10257102 -0.10942590  0.1378306
2 -0.04329091 -0.03812345 -0.04554933  0.04573186  4.06726666  5.25757242  0.4981238
3  0.24040196  0.38551819 -0.03356121  0.45662534 -0.02120728 -0.10880541  0.2844999
4  0.51266080  0.31708549  2.97973077  0.45535061  0.38053621 -0.02014608  1.1367885
5 -0.09501817 -0.13810894 -0.13535855 -0.15932739 -0.12167214 -0.11098063 -0.1532006
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

Passo 4: Analisando o modelo

A tabela abaixo mostra o interesse dominante em cada *cluster.* Observe que o *cluster* 5 não possui nenhuma categoria de interesse que predominante.

Cluster 1 (N = 3,376)	Cluster 2 (N = 601)	Cluster 3 (N = 1,036)	Cluster 4 (N = 3,279)	Cluster 5 (N = 21,708)
swimming	band	sports	basketball	???
cheerleading	marching	sex	football	
cute	music	sexy	soccer	
sexy	rock	hot	softball	
hot		kissed	volleyball	
dance		dance	baseball	
dress		music	sports	
hair		band	god	
mall		die	church	
hollister		death	Jesus	
abercrombie		drunk	bible	
shopping		drugs		
clothes				

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition

INSTITUTO FEDERAL
Santa Catarina
Câmpus São José

Passo 4: Analisando o modelo

Colocando a identificação dos *clusters* na sequencia de dados original (*teens*)

```
> teens$cluster <- teen_clusters$cluster
```

```
> teens[1:5, c("cluster", "gender", "age", "friends")]
  cluster gender    age friends
1       5      M 18.982       7
2       3      F 18.801       0
3       5      M 18.335      69
4       5      F 18.875       0
5       4   <NA> 18.995      10
```

Fonte: Brett Lantz – Machine Learning with R – Second Edition