

# Pré-Processamento de Dados: Detecção de Outliers

Luciano Barbosa



#### Fontes de Erro

- Inserção dos dados
- Coleta dos dados



## Tarefa Exploratória

- Ferramentas para limpeza
- Visualização dos dados
- Human in the loop



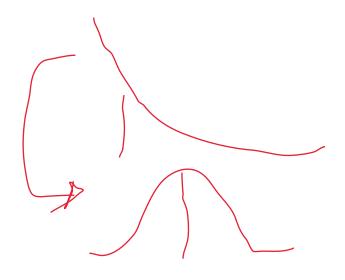
## Tipos de Problemas nos Dados

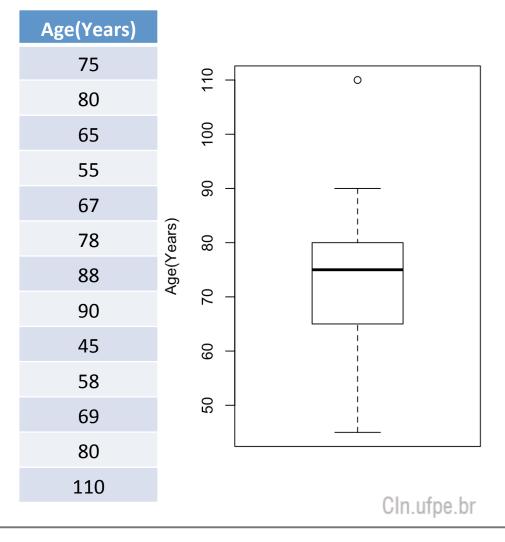
- Dados faltantes
- Dados duplicados
- Dados irrelevantes
- Dados incorretos



## Dados Incorretos (Outliers)

 Observação que não está próxima ao centro







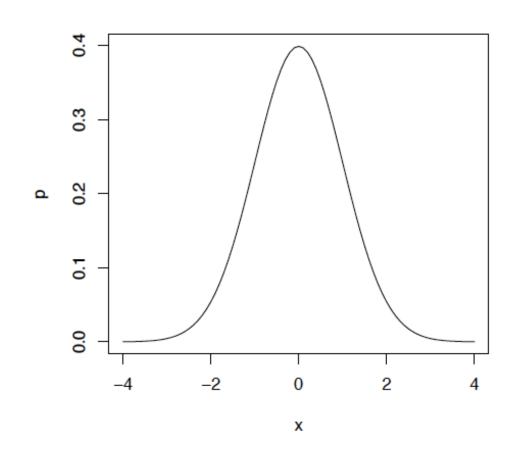
## Métodos de Detecção Univariado

- Z-Score robusto
- Tukey



## Centro and Dispersão

- Centro
  - Valor médio
  - Ex: média,mediana
- Dispersão
  - Desvio do centro
  - Ex: variância, desvio padrão





#### **Z-Score Robusto**

- Distribuição precisa ser simétrica
- Centro: Mediana
  - Metade dos valores são menores e metade são maiores
  - É influenciado pelas posições dos outliers mas não pelos seus valores



#### **Z-Score Robusto**

- Dispersão: Median absolute deviation
  - Mediana da distância da diferença de todos valores da mediana

$$MAD = median |x_i - \hat{x}|$$



#### **Z-Score Robusto**

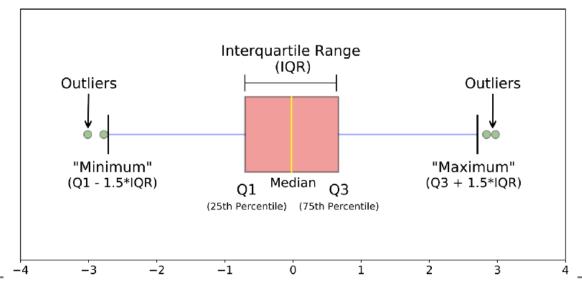
$$M_i = \frac{0.6745 (x_i - \hat{x})}{MAD}$$

- Constante b = 0.6745: fator de escala que torna MAD um estimador não-enviesado do desvio padrão:  $E(MAD) = 0.675 \sigma$
- M<sub>i</sub> > limiar: indica outlier (ex., 3 ou 3.5)



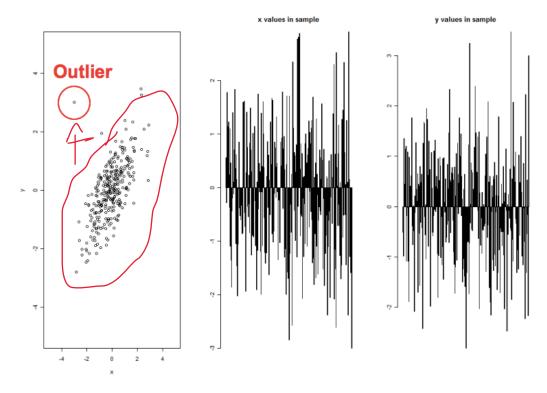
## Método de Tukey

- Distribuição precisa ser simétrica
- Baseado em quartis
- Outliers:
  - Valores menores que Q1 1.5 \* IQR
  - Valores maiores que Q3 + 1.5 \* IQR





#### Bivariado



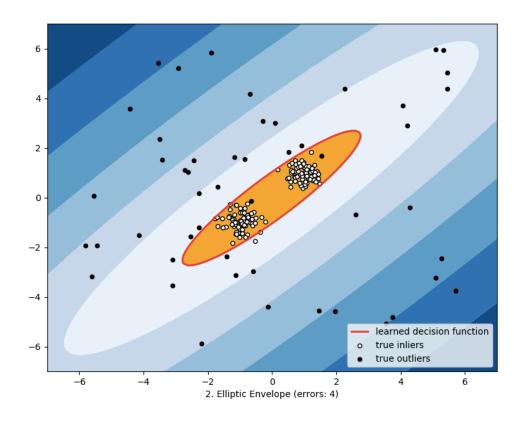
 Solução: transformar a relação em univariada (ex.: razão deu uma variável pela outra)



## Multivariado: Elliptic Envelope

Suposição: atributos seguem gaussiana

Outlier detection via Elliptic Envelope



## Multivariado: Elliptic Envelope

- Suposição: atributos seguem gaussiana
- Utiliza distância Mahalanobis

T indicates a transposed matrix

$$D^2 = (x - \overline{x})^T S^{-1} (x - \overline{x})$$

Matrix of distances from mean

Inverse of covariance matrix

Matrix of: 
$$(x_1, x_2, ..., x_n) - (\overline{x}_1, \overline{x}_2, ..., \overline{x}_n)$$

Matrix of: 
$$(x_1, x_2, \dots, x_n) - (\overline{x}_1, \overline{x}_2, \dots, \overline{x}_n)$$
 
$$\begin{bmatrix} s_1^2 & \cdots & \mathsf{Cov}(s_n, s_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathsf{Cov}(s_1, s_n) & \cdots & s_n^2 \end{bmatrix}$$

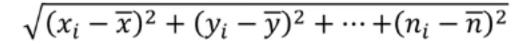
$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \overline{x}_1 \\ \overline{x}_2 \\ \vdots \\ \overline{x}_n \end{bmatrix}$$

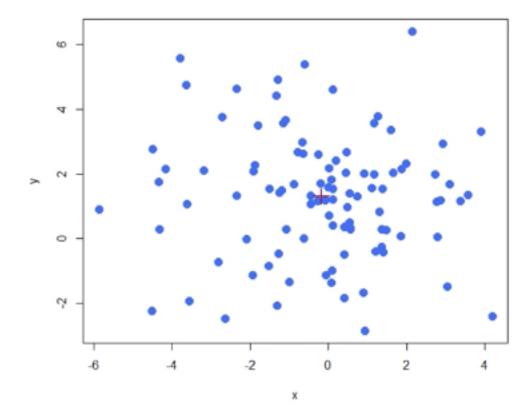
or

Matrix with diagonals = variance of samples 1 ... n and cells = covariance of samples (1,2) ... (1,n)



### Por que não Distância Euclidiana?

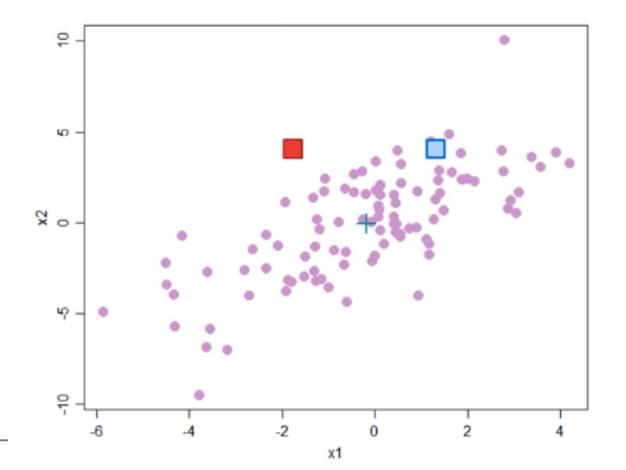






#### Limitação da Distância Euclidiana

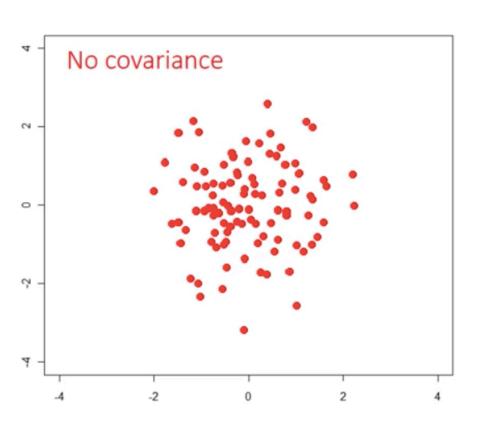
Covariância entre as variáveis

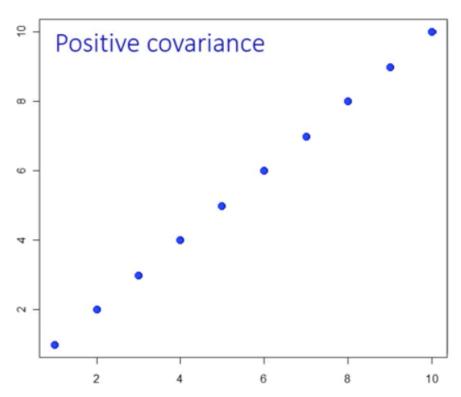


Cln.ufpe.br



### Covariância

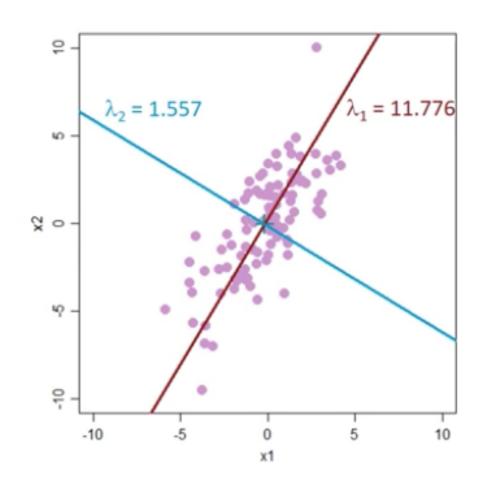




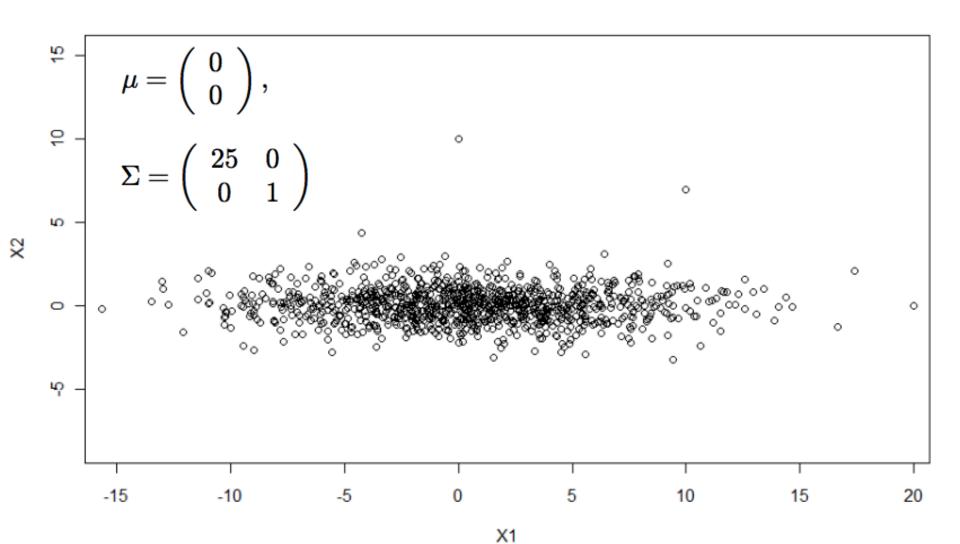


#### Remover a Covariância

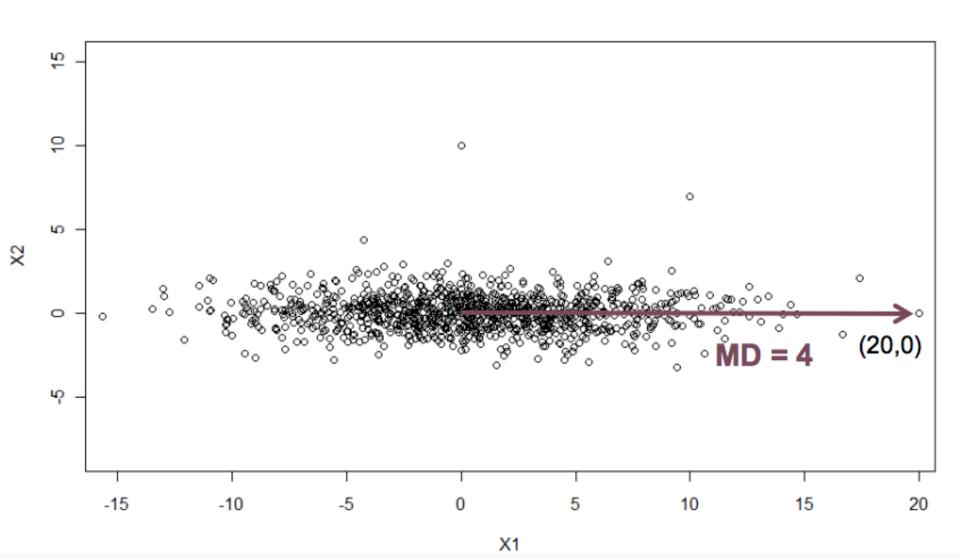
- Projetar os pontos nos Autovetores
- Rotacionar os pontos
- Novos eixos são os autovetores
- Reescalar os valores dos pontos em cada eixo pela raiz quadrada do autovalor



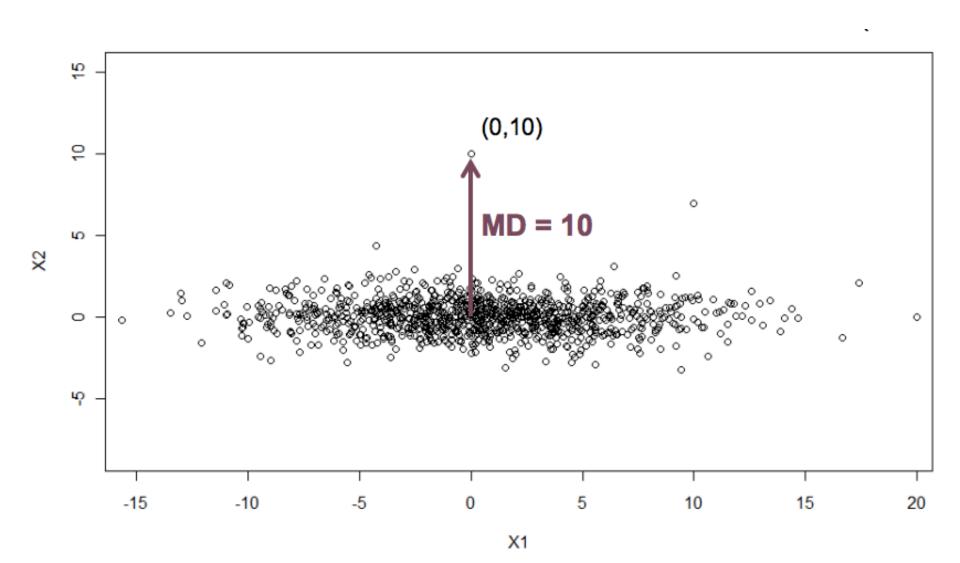




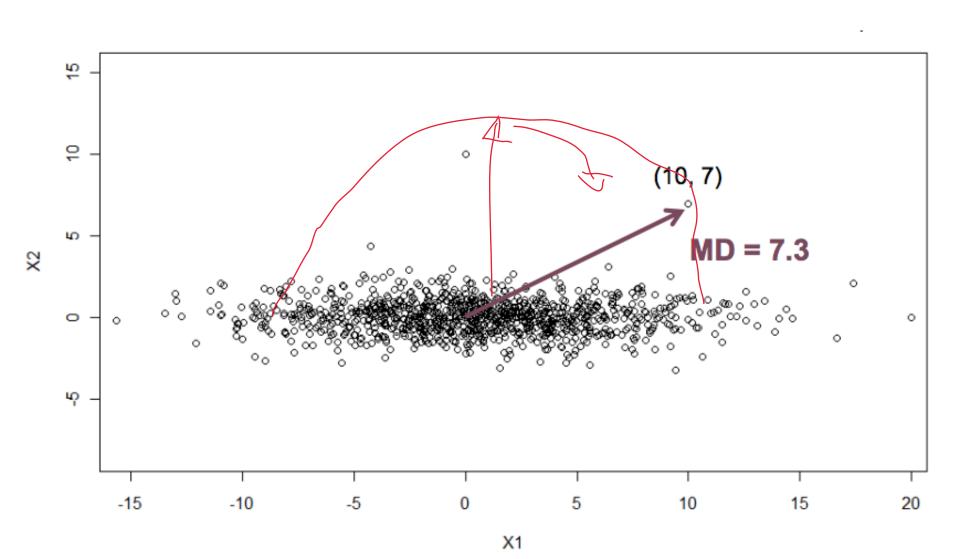








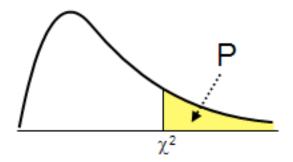






#### **Detectando Outliers**

- Computar a distância Mahalanobis para cada amostra
- Outliers: amotras com distância maior que um determinado valor crítico da distribuição chisquare



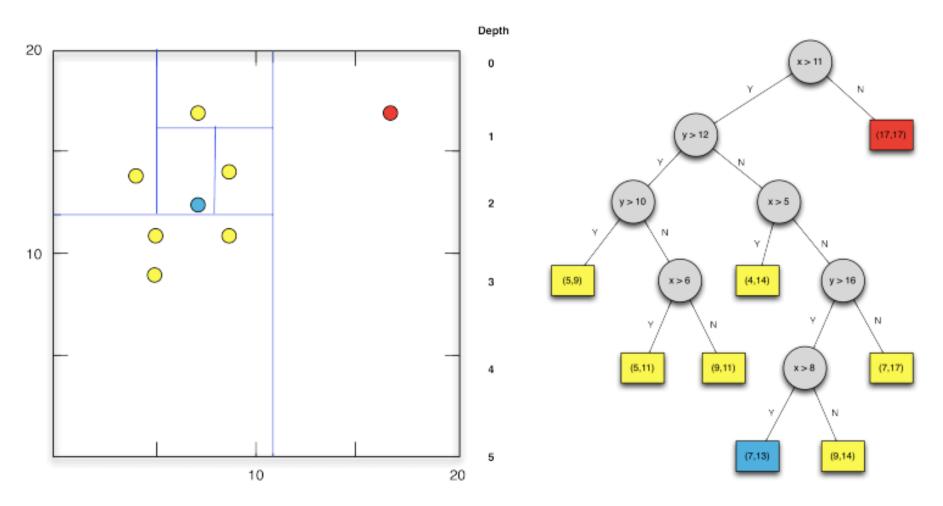


#### **Isolation Forests**

- Não-paramétrico
- Suposição: outliers são poucos e diferentes
- Passos:
  - 1. Seleciona aleatoriamente um feature
  - Seleciona um valor aleatório dela entre o máximo e mínimo
  - 3. Repete passos 1 e 2 n vezes



#### **Isolation Forests**





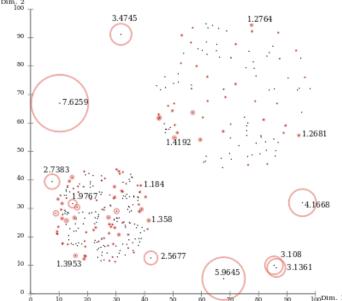
#### **Isolation Forests**

- Fácil de isolar outliers: poucas condições necessárias para separar dos demais
- Score: profundidade média do ponto na árvore necessária para isolar o ponto
  - Perto de 1 indica outlier



#### **Local Outlier Factor**

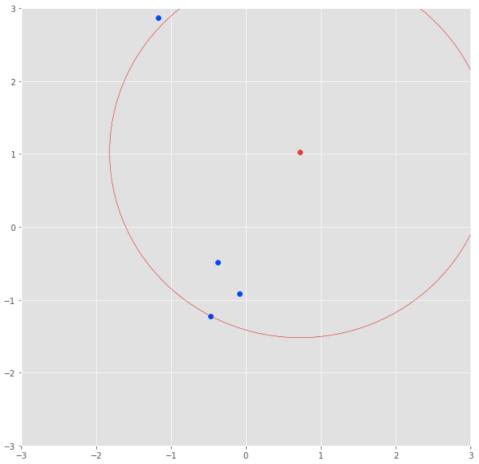
- Baseado na densidade dos dados
- Outliers: instâncias com menor densidade que os vizinhos
- Média da densidade dos k-vizinhos mais próximos sobre a densidade do ponto





#### K-Distance

• Distância para o k elemento mais próximo



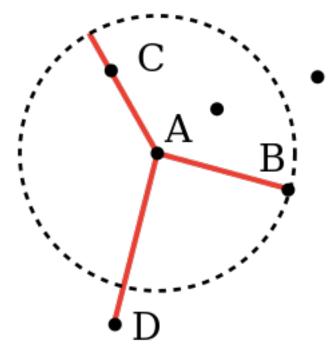
Cln.ufpe.br



## Reachability Distance

 Máximo entre a distância de dois pontos e o k-distance do segundo ponto:

Ex:  $RD(D,A) = max\{k-distance(A),dist(A,D)\}$ 

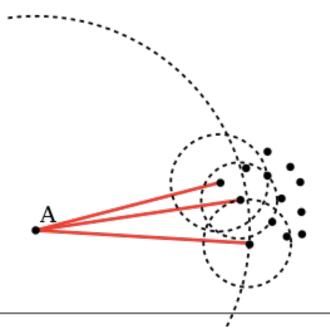




## Local Reachability Density

 Inverso da média da RD para todos os kvizinhos

$$\operatorname{lrd}_k(A) := 1 / \left( rac{\sum_{B \in N_k(A)} \operatorname{reachability-distance}_k(A, B)}{|N_k(A)|} 
ight)$$





#### **Local Outlier Factor**

 Média de Ird dos vizinhos sobre a do ponto calculado

$$ext{LOF}_k(A) := rac{\sum_{B \in N_k(A)} rac{ ext{lrd}(B)}{ ext{lrd}(A)}}{|N_k(A)|} = rac{\sum_{B \in N_k(A)} ext{lrd}(B)}{|N_k(A)|}/ ext{lrd}(A)$$

- LOF = 1: densidade similar a dos vizinhos
- LOF < 1: mais denso</li>
- LOF > 1: menos denso



