Transformações nos Dados

EST0133 - Introdução à Modelagem de Big Data

Marcus Nunes https://introbigdata.org/ https://marcusnunes.me/

Universidade Federal do Rio Grande do Norte



Introdução

- Nem sempre os dados que desejamos analisar vem preparados para isto
- Boa parte dos algoritmos que iremos ver no curso terão desempenho melhor se aplicados em dados simétricos e com variância unitária
- Portanto, muitas vezes é necessário pré-processar os dados antes de começar nossa análise

Transformações nos Dados

- · São as duas transformações mais comuns
- · Centering significa subtrair a média dos dados
- · Scaling envolve dividir os dados pelo seu desvio padrão
- Ou seja, esta transformação nada mais é do que transformar todo x_i em um x_i* tal que

$$X_i* = \frac{X_i - \overline{X}}{S_X}$$

- Devido a esta transformação, os dados ficam com média 0 e desvio padrão 1
- Esta transformação é muito utilizada quando as variáveis estão em escala diferentes
- Entretanto, perdemos interpretabilidade nos dados individuais

- · Felizmente o R é capaz de resolver facilmente este problema
- A função scale calcula automaticamente a média e o desvio padrão das colunas dos conjuntos de dados e aplica a transformação desejada

```
> librarv(dplvr)
> iris %>%
   select(-Species) %>%
   summarise all(c("mean". "sd"))
     Sepal.Length mean Sepal.Width mean Petal.Length mean
##
                                                     3.758
## 1
              5.843333
                               3.057333
##
     Petal.Width mean Sepal.Length sd Sepal.Width sd
## 1
                                           0.4358663
             1.199333
                            0.8280661
##
     Petal.Length sd Petal.Width sd
## 1
            1.765298
                          0.7622377
```

```
> iris cs <- as.data.frame(scale(iris[, -5]))</pre>
> iris cs %>%
   summarise all(c("mean", "sd"))
##
    Sepal.Length mean Sepal.Width mean Petal.Length mean
         -4.484318e-16 2.034094e-16 -2.895326e-17
## 1
##
     Petal.Width mean Sepal.Length sd Sepal.Width sd
## 1
        -3,663049e-17
     Petal.Length sd Petal.Width sd
##
## 1
```

Transformações para Eliminar Assimetria

· A assimetria amostral de um vetor de dados $\mathbf{x} = x_1, \dots, x_n$ é dada por

$$b_1 = \frac{\sum (x_i - \overline{x})^3}{(n-1)\nu^{3/2}},$$

em que

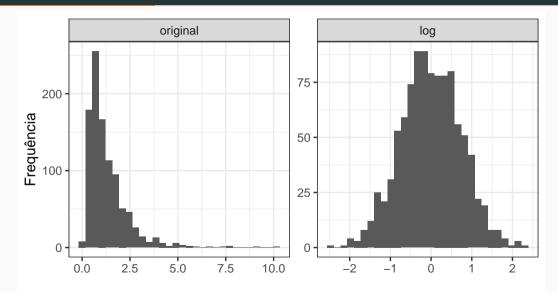
$$\nu = \frac{\sum (x_i - \overline{x})^2}{n - 1}$$

- Se $b_1 = 0$, então a distribuição é simétrica
- · Se $b_1 > 0$, então a distribuição é assimétrica à direita
- · Se $b_1 < 0$, então a distribuição é assimétrica à esquerda

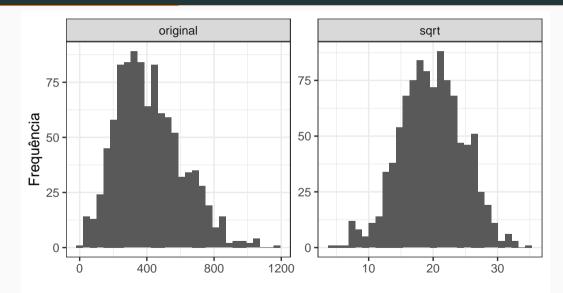
Transformações para Eliminar Assimetria

- Algumas transformações que podem ajudar a eliminar a assimetria são log, raiz quadrada e a inversa
- Os próximos slides mostram algumas destas transformações na prática

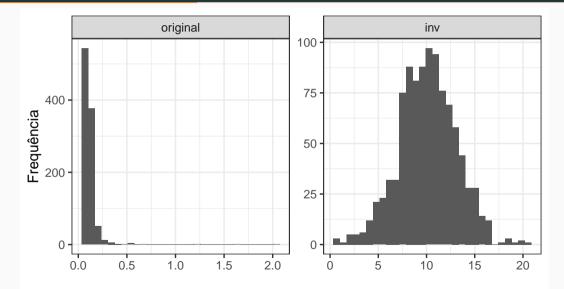
Transformações para Eliminar Assimetria - log



Transformações para Eliminar Assimetria - Raiz Quadrada



Transformações para Eliminar Assimetria - Inversa



Transformação de Box-Cox

· É uma família de transformações definida pela expressão

$$x_i* = \begin{cases} \frac{x_i^{\lambda} - 1}{\lambda}, & \text{se } \lambda \neq 0\\ \log(x_i), & \text{se } \lambda = 0 \end{cases}$$

- É possível utilizar máxima verosimilhança para estimar o melhor valor para λ

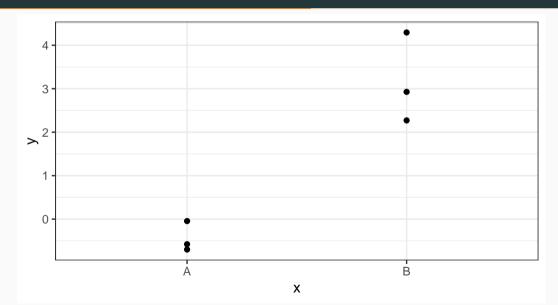
Análise de Componentes Principais

- · Baseada em autovalores e autovetores
- Permite transformar as variáveis preditoras correlacionadas e obter variáveis não-correlacionadas
- · Veremos em detalhes na próxima aula

- · Imagine que desejamos fazer uma regressão linear
- Para isto, as variáveis resposta e preditora devem ambas serem quantitativas
- Mas e se quisermos fazer uma regressão com variáveis preditoras que sejam qualitativas?

- · Para isto, usamos variáveis dummy (ou variáveis indicadoras)
- Estas variáveis tomam o valor 1 na presença do nível *i* da variável categórica e 0 na sua ausência
- Assim, uma variável qualitativa de k níveis torna-se k variáveis diferentes
- A partir desta transformação, a regressão é realizada da mesma maneira

```
> set.seed(1221)
> n <- 3
> y <- c(rnorm(n, mean=0), rnorm(n, mean=2))
> x <- c(rep("A", n), rep("B", n))
>
> dados <- data.frame(x=x, y=y)
> ggplot(dados, aes(x=x, y=y)) +
+ geom_point()
```



Variáveis Dummy - Padrão do R

```
##
     (Intercept) xB
## 1
## 2
## 3
## 4
## 5
## 6
## attr(,"assign")
## [1] 0 1
## attr(,"contrasts")
## attr(,"contrasts")$x
## [1] "contr.treatment"
```

Variáveis Dummy - Padrão do R

```
##
## ^^ITwo Sample t-test
##
## data: v bv x
## t = -5.7322, df = 4, p-value = 0.004587
## alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## -5.351139 -1.858884
## sample estimates:
## mean in group A mean in group B
##
       -0.4405516 3.1644602
```

Variáveis Dummy - Padrão do R

```
##
## Call:
## lm(formula = v \sim x, data = dados)
##
## Residuals:
##
## -0.2587 -0.1370 0.3957 -0.2367 1.1300 -0.8933
##
## Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
##
## (Intercept) -0.4406 0.4447 -0.991 0.37793
        3.6050 0.6289 5.732 0.00459 **
## xB
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
44
```



Outliers

- · São observações aberrantes
- · Dependem do contexto e da distribuição dos dados
- É muito difícil definir precisamente quando uma observação é um outlier

Outliers

- O primeiro passo é verificar se o ponto suspeito é cientificamente válido
- · Em amostras pequenas, eventos raros podem ser amplificados
- Simplesmente retirar outliers não é, necessariamente, a melhor forma de lidar com este problema

Outliers

- Os pontos destacados no boxplot tradicional são outliers, mas em um contexto muito específico
- · Pontos que são outliers em um contexto podem não ser em outro
- A definição de outlier vai depender diretamente do modelo que assumimos que os dados possuem
- · Felizmente, há muitos métodos estatísticos robustos a outliers

- Primeiro é necessário entender o comportamento dos dados faltantes
- Os dados podem ser estruturalmente faltantes, como o número de crianças às quais um homem deu a luz
- · Mas existem casos mais complicados de lidar

- De modo análogo aos outliers, é importante saber o porquê dos dados estarem faltando
- É possível que a altura de uma pessoa esteja faltando no conjunto de dados, mas tenhamos todas as suas outras informações
- · Será que esta é uma variável muito importante?

- · Talvez não seja se quisermos modelar o crédito desta pessoa
- · Talvez seja se quisermos modelar taxa de obesidade
- · Cada caso é um caso

- Ignorar
- Se o conjunto de dados for grande o suficiente, pode haver redundância nos dados
- Talvez n\u00e3o seja poss\u00edvel fazer isto caso sejam poucos os dados dispon\u00edvels

- Preencher os dados faltantes manualmente, seja recalculando ou medindo novamente as variáveis
- · Nem sempre é possível recoletar dados
- · É um processo lento e caro devido ao trabalho manual envolvido

- · Recategorizar os dados, criando um novo nível chamado "faltante"
- · Simples e eficaz
- Não é útil para variáveis quantitativas; afinal, 0 é um valor possível ou um valor faltante?

- Substituir o valor faltante com a média, no caso de variáveis quantitativas, ou a moda, no caso de variáveis qualitativas
- Funciona bem para dados representativos
- Teremos problemas se os dados faltantes forem outliers

- · Prever novos valores através de modelagem estatística
- · Depende de definir um modelo estatístico para fazer a imputação
- De modo análogo ao caso dos outliers, tudo depende de nossas informações a priori

Transformações nos Dados

EST0133 - Introdução à Modelagem de Big Data

Marcus Nunes https://introbigdata.org/ https://marcusnunes.me/

Universidade Federal do Rio Grande do Norte