# Análise de Componentes Principais

Jhessica Letícia Kirch Universidade de São Paulo

Simpósio de Microbiologia Agrícola 11 de abril de 2023



- ■Descrita por Karl Pearson (1901);
- •É um dos métodos multivariados mais utilizados;
- •Objetivo: Tomar p variáveis  $X_1, X_2, ..., X_p$  e encontrar combinações lineares destas para produzir índices  $Z_1, Z_2, ..., Z_p$  que sejam não correlacionados na ordem de sua importância e que descreva toda a variação dos dados;
- A falta de correlação significa que os índices estão medindo diferentes dimensões dos dados.

- ■A ordem é tal que  $Var(Z_1) \ge Var(Z_2) \ge \cdots \ge Var(Z_p)$ ;
- ■Os índices  $Z_i$  são também variáveis e são os Componentes Principais (CP);
- ■Na ACP, espera-se que a maioria das últimas variâncias sejam baixas, de modo que grande parte da explicação de variabilidade das variáveis originais se concentre em poucos componentes  $Z_i$ , resumindo assim o espaço dimensão variável.

### **Desvantagens:**

- Ao reduzir o número de variáveis, há perda da informação de variabilidade das variáveis originais.
- A ACP nem sempre funciona! (às vezes mesmo com a redução ainda continua grande). É o caso de variáveis originais pouco correlacionadas.

**OBJETIVO:** redução dimensional.

Seja X uma matriz de n observações e p variáveis. O primeiro componente principal é uma combinação linear tal que:

$$Z_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p$$

em que  $a_{ij}$  é o coeficiente associado à importância da j-ésima variável resposta em  $Z_i$ .

 A determinação desses coeficientes é feita por meio da técnica de autovalores e autovetores da matriz de covariância C ou correlação R.

- A decomposição espectral, técnica matemática que consiste na determinação de autovalores e autovetores, ocupa um lugar central na análise multivariada.
- •Considere a matriz quadrada A ( $p \times p$ ). Se existe um escalar  $\lambda$  e um vetor v não nulo tal que

$$Av = \lambda v$$

então o  $\lambda$  é denominado autovalor e  $\boldsymbol{v}$  é seu autovetor associado.

■O autovalor é obtido por meio de:

$$\det(A - \lambda I)$$

• O autovetor associado é obtido por meio de:

$$(A - \lambda_i I)x = 0$$

### Exemplo:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -4 & 1 \end{bmatrix}$$

Primeiro autovalor e autovetor associado:

$$\lambda = 3$$
 e  $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$ 

• Verificando que  $Av = \lambda v$ 

• Verificando que  $Av = \lambda v$ 

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -4 & 1 \end{bmatrix}$$
,  $\lambda = 3$  e  $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$ 

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ -6 \end{bmatrix}$$

$$\lambda \mathbf{v} = 3 \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ -6 \end{bmatrix}$$

Segundo autovalor e autovetor associado:

$$\lambda = -1$$
 e  $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ 

• Verificando que  $Av = \lambda v$ 

$$\mathbf{A}\boldsymbol{v} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

$$\lambda \boldsymbol{v} = -1 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

#### **AUTOVALORES E AUTOVETORES NA ACP**

 As variâncias dos componentes principais são os autovalores da matriz C.

• Isto é 
$$Var(Z_i) = \lambda_i$$

•Os coeficientes  $a_{i1},\ a_{i2},...,\ a_{ip}$  são os elementos do autovetor associado a  $\lambda_i$ , escalonados de forma que

$$a_{i1}^2 + a_{i2}^2 + \dots + a_{ip}^2 = 1$$

#### Procedimento de cálculo:

- 1. Parte-se da matriz de covariâncias *C* ou correlação *R*.
- 2. Calcula-se os p autovalores  $(\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_p)$  e os p autovetores  $(\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, ..., \boldsymbol{a}_p)$  de  $\boldsymbol{C}$  ou  $\boldsymbol{R}$ .
- 3. Tem-se então que

$$Z_1 = Xa_1$$

são os valores (escores) do primeiro componente.

1. Parte-se de um conjunto de *n* indivíduos e *p* variáveis.

2. O primeiro CP é:

$$Z_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p$$

3. O segundo CP é:

$$Z_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p$$

com a condição de que a correlação entre  $Z_1$  e  $Z_2$  seja zero!

### 4. O terceiro CP é:

$$Z_3 = a_{31}X_1 + a_{32}X_2 + \dots + a_{3p}X_p$$

com a condição de que a correlação entre ( $Z_1$  e  $Z_3$ ) e ( $Z_2$  e  $Z_3$ ) sejam nulas!

E assim por diante até o máximo de p componentes.

4. Descarte os componentes que expliquem pouco da variação total dos dados.

Dizemos que a ACP é bem sucedida quando há uma significativa redução dimensional com o mínimo de perda de informação.

## **CRITÉRIOS**

- Percentual de explicação maior que 80% (sugestão);
- Número de autovalores maiores que 1.

## **INTERPRETAÇÃO:**

- A interpretação dos componentes deve ser feita em termos das magnitudes dos coeficientes associados às variáveis originais
- Portanto, os coeficientes indicam um "peso" da variável original.

## Exemplo: Pardais sobreviventes da tempestade

**Tabela 1.** Correlações entre as cinco medidas do corpo das pardocas.

	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
$X_1$	1,000				
$X_2$	0,735	1,000			
$X_3$	0,662	0,674	1,000		
$X_4$	0,645	0,769	0,763	1,000	
$X_5$	0,605	0,529	0,526	0,607	1,000

- • $X_1$  = comprimento total;
  - • $X_2$  = extensão alar;
- • $X_3$  = comprimento do bico e cabeça;
  - $X_4$  = comprimento do úmero;
- $X_5$  = comprimento da quilha do esterno.

**Exemplo** da Tabela 1 em p=5 medidas altamente correlacionadas do corpo de n=49 pardocas temos:

$$var(Z_1) = 3,62$$

$$[var(Z_2) = 0.53, var(Z_3) = 0.39, var(Z_4) = 0.30, var(Z_5) = 0.16]$$

O primeiro componente é visivelmente o mais importante para representar a variação total das 49 pardocas!

$$var(Z_1) = 3,62 (72,32\%)$$

$$var(Z_2) = 0.53 (10.63\%)$$

$$var(Z_3) = 0.39 (7.73\%)$$

$$var(Z_4) = 0.30 (6.03\%)$$

$$var(Z_5) = 0.16 (3.29\%)$$

Com as variáveis  $X_i$  padronizadas, temos:

$$Z_1$$
  
= 0,45(C. total) + 0,46(Extensão alar) + 0,45(C. bico e cabeça)  
+ 0,47(C. do úmero) + 0,40(C. quilha do esterno)

expressando um índice de tamanho.

$$Z_2$$
  
=  $-0.05(C. total) + 0.30(Extensão alar)$   
+  $0.32(C. bico e cabeça) + 0.18(C. do úmero)$   
-  $0.88(C. quilha do esterno)$ 

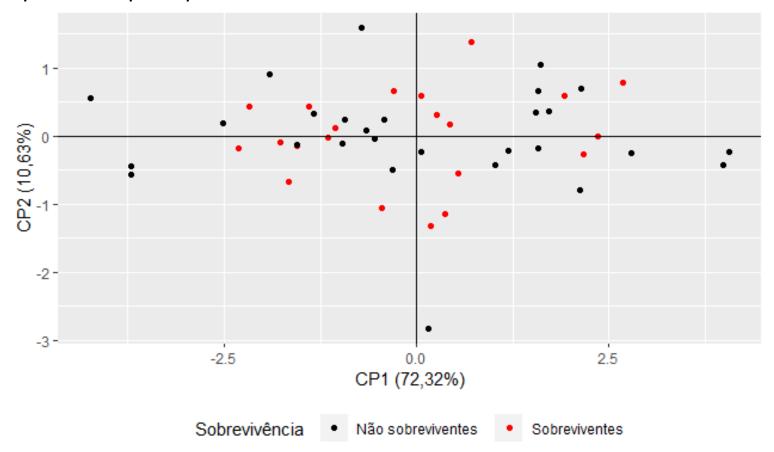
expressando uma diferença de forma entre as pardocas.

## Medidas do corpo de pardocas

### Interpretação dos CP:

- CP1, (Z₁): índice dos tamanhos das pardocas e explica 72% da variância total.
- ■CP2, (Z₂): representa uma diferença de forma entre as pardocas e explica 10,6% da variância total.

**Figura 1** Representação de 49 pardocas contra valores para os dois primeiros componentes principais, CP1 e CP2.



#### Obs.:

- Nota-se que os pássaros com valores extremos para o 1º CP não sobreviveram. Isso é sugestivo também para o 2º CP.
- Os valores dos autovetores podem sair com sinais trocados em alguns pacotes computacionais. Isso não é um erro! Ele continua medindo exatamente o mesmo aspecto dos dados, mas na direção oposta. Continua sendo uma base do espaço de vetores.

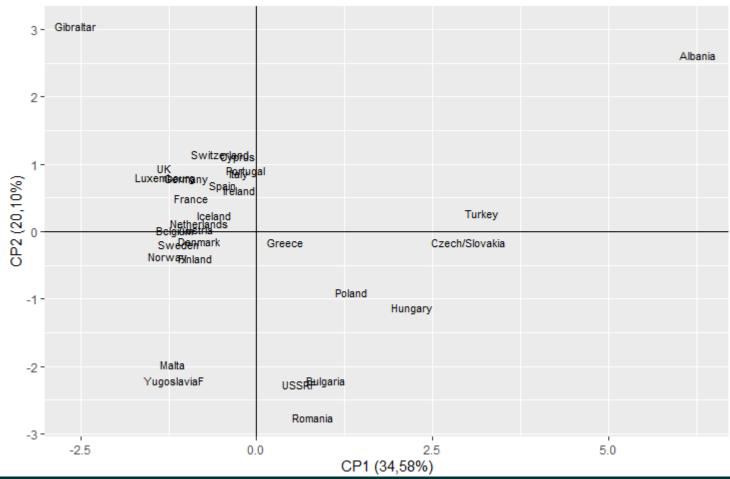
# Emprego nos países europeus

### Interpretação dos CP:

 $Z_1$  é um contraste entre os números engajados em AGR (agricultura, florestal e pesca) MIN (mineração e exploração de pedreiras) versus os números engajados em outras ocupações.

 $Z_2$  é o contraste entre os números para MAN (fabricação) e TC (transporte e comunicação) com os números em CON (construção), SER (indústrias e serviços) e FIN (finança)

Figura 2 Países europeus representados contra os primeiros dois componentes principais para variáveis de emprego.



### **ACP COM ANÁLISE DE AGRUPAMENTOS**

- Alguns algoritmos de análise de agrupamentos começam fazendo uma ACP para reduzir o número de variáveis originais.
- Pode mudar drasticamente os resultados obtidos.
- •É uma opção de melhorar a representação gráfica quando os dois primeiros CP's contam por uma alta porcentagem de variação dos dados.