

Modelos multinível: *turtles all the way down*

Luiz Max Carvalho

Motivação

O modelo multinível é uma extensão do modelo linear generalizado (GLM) que permite a análise de dados agrupados ou hierárquicos. Ele é especialmente útil quando os dados são coletados em diferentes níveis, como alunos dentro de escolas ou pacientes dentro de hospitais.

Por exemplo, considere um estudo sobre o desempenho acadêmico de alunos em diferentes escolas, onde o objetivo é prever as notas dos alunos, y , com base em um pré-teste, x , e outra informação. Um modelo de regressão pode ser ajustado considerando as características das escolas, como o tamanho da escola, a proporção de alunos por professor, etc. Para isso, podemos considerar que as notas dos alunos são influenciadas por características individuais e por características da escola:

- Modelo de intercepto aleatório:

$$\begin{aligned}y_{ij} &= \beta_0 + \beta_1 x_{ij} + u_{0j} + \epsilon_{ij}, \\u_{0j} &\sim N(0, \sigma_u^2), \\\epsilon_{ij} &\sim N(0, \sigma^2),\end{aligned}$$

onde y_{ij} é a nota do aluno i na escola j , x_{ij} é o pré-teste do aluno i na escola j , β_0 e β_1 são os coeficientes de regressão, u_{0j} é o efeito aleatório da escola j e ϵ_{ij} é o erro aleatório do aluno i na escola j .

- Modelo de intercepto e inclinação aleatórios:

$$\begin{aligned}y_{ij} &= \beta_0 + u_{0j} + (\beta_1 + u_{1j})x_{ij} + \epsilon_{ij}, \\ \begin{pmatrix} u_{0j} \\ u_{1j} \end{pmatrix} &\sim N \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{u0u1} \\ \sigma_{u0u1} & \sigma_{u1}^2 \end{pmatrix} \right), \\ \epsilon_{ij} &\sim N(0, \sigma^2),\end{aligned}$$

onde u_{1j} é o efeito aleatório da inclinação da escola j e σ_{u0u1} é a covariância entre os efeitos aleatórios de intercepto e inclinação.

Aqui, o modelo para o indivíduo i é o primeiro nível, enquanto o modelo para a escola j é o segundo nível.

“Multinível” ou “Hierárquico”

Modelos multiníveis são frequentemente chamados de modelos hierárquicos, pois eles lidam com dados que têm uma estrutura hierárquica. Por exemplo, em um estudo educacional, os alunos estão aninhados dentro de escolas, e as escolas podem estar aninhadas dentro de distritos escolares. Essa estrutura hierárquica é o que distingue os modelos multiníveis dos modelos de regressão tradicionais. Para mais, ver a discussão na página 245 de Gelman & Hill (2007).

Modelo linear generalizado misto

De modo geral, a modelagem multinível pode ser vista como uma extensão dos modelos lineares generalizados (GLMs) que incorpora efeitos aleatórios. Esses modelos são chamados de modelos lineares generalizados mistos (GLMMs). Eles permitem que os pesquisadores considerem tanto os efeitos fixos (como os coeficientes de regressão) quanto os efeitos aleatórios (como os interceptos e inclinações aleatórias) em um único modelo.

Considere observações \mathbf{y} de uma variável resposta Y que segue uma distribuição da família exponencial, com uma função de ligação $g(\cdot)$; uma matriz de design \mathbf{X} com n linhas e p colunas, onde cada linha corresponde a uma observação e cada coluna a uma variável preditora; uma matriz de design \mathbf{Z} com n linhas e q colunas, onde cada linha corresponde a uma observação e cada coluna a um efeito aleatório; e um vetor de efeitos aleatórios \mathbf{u} com q componentes. O modelo pode ser escrito como:

$$g(\mathbb{E}[\mathbf{Y} \mid \mathbf{U} = \mathbf{u}]) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{u}, \\ \mathbf{U} \sim N(0, \Sigma_U).$$

Ajuste do modelo

Para ajustar um modelo multinível, podemos estimar os parâmetros usando máxima verossimilhança (ML) ou máxima verossimilhança restrita (REML). Em R, o pacote `lme4` é amplamente utilizado para ajustar modelos lineares generalizados mistos. A função `lmer()` é usada para ajustar modelos lineares mistos, enquanto a função `glmer()` é usada para ajustar modelos lineares generalizados mistos. Este [link](#) é um bom tutorial sobre o uso do `lme4`.

Exemplo

Vamos considerar um exemplo de dados de um estudo de privação de sono, onde o objetivo é modelar o tempo de reação dos sujeitos com base no número de dias de sono. Os dados estão disponíveis no pacote `lme4` e podem ser carregados com o seguinte código:

```
library(lme4)
```

```
Loading required package: Matrix
```

```
library(lattice) # Para visualização dos efeitos aleatórios
data("sleepstudy", package = "lme4")
head(sleepstudy)
```

	Reaction	Days	Subject
1	249.5600	0	308
2	258.7047	1	308
3	250.8006	2	308
4	321.4398	3	308
5	356.8519	4	308
6	414.6901	5	308

Neste exemplo, `Reaction` é a variável resposta (tempo de reação), `Days` é o pré-teste (número de dias de sono) e `Subject` é o identificador do sujeito. Podemos ajustar um modelo linear misto usando a função `lmer()`:

```
model <- lmer(Reaction ~ Days + (1 | Subject), data = sleepstudy)
```

Neste modelo, estamos modelando o tempo de reação dos sujeitos com base no número de dias de sono, permitindo que haja um intercepto aleatório para cada sujeito. O resultado do `summary(model)` nos dará os coeficientes estimados, incluindo o intercepto fixo e o efeito aleatório.

```
summary(model)
```

```
Linear mixed model fit by REML ['lmerMod']
Formula: Reaction ~ Days + (1 | Subject)
Data: sleepstudy
```

REML criterion at convergence: 1786.5

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3.2257	-0.5529	0.0109	0.5188	4.2506

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.
Subject	(Intercept)	1378.2	37.12
	Residual	960.5	30.99

Number of obs: 180, groups: Subject, 18

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	t value
(Intercept)	251.4051	9.7467	25.79
Days	10.4673	0.8042	13.02

Correlation of Fixed Effects:

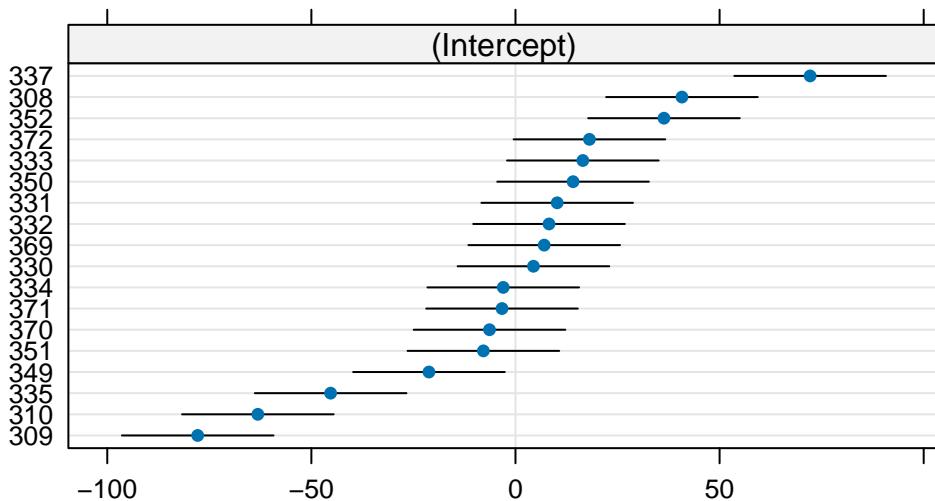
(Intr)
Days -0.371

Podemos também visualizar os efeitos aleatórios usando a função `ranef()`:

```
dotplot(ranef(model))
```

```
$Subject
```

Subject



Referências

- Gelman, A., & Hill, J. (2007). Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models. Cambridge university press.