Modelos para Meta-Análise

Revisão Sistemática e Meta-Análise

Marcelo M. Weber & Nicholas A. C. Marino github.com/nacmarino/maR

Recapitulando

- Meta-Análise: "é a análise estatística de uma ampla coleção de resultados de estudos com o propósito de integrar a evidência disponível". (*Glass, 1976*)
- · É essencial extrairmos uma métrica de tamanho de efeito e também a sua variância, para que o peso de cada estudo seja proporcional à sua precisão.
- Com estas informações, queremos chegar a um valor que defina a direção e/ou magnitude de um efeito/padrão/processo, a incerteza associada a este valor e fontes que expliquem esta heterogeneidade.

Modelos para Meta-Análise

- · Existem diversos tipos de modelo para serem usados, cuja escolha:
 - **Reflete o objetivo da meta-análise**: estimar um efeito *vs* explorar heterogeneidade;
 - **Define como as estimativas de cada estudo serão combinadas**: todos os estudos são iguais *vs* estudos diferem em sua 'qualidade';
 - Descreve as fontes de heterogeneidade entre estudos: erro amostral *vs* variação entre estudos;
 - Determina o tipo de inferência que pode ser feita: população de estudos analisada *vs* todos os estudos, até os desconhecidos.
- · Desta forma, a escolha do modelo reflete o(s) objetivo(s) da sua meta-análise;
- No geral, os modelos de meta-análise se dividem em dois grandes grupos: fixed-effects models e random-effects models.

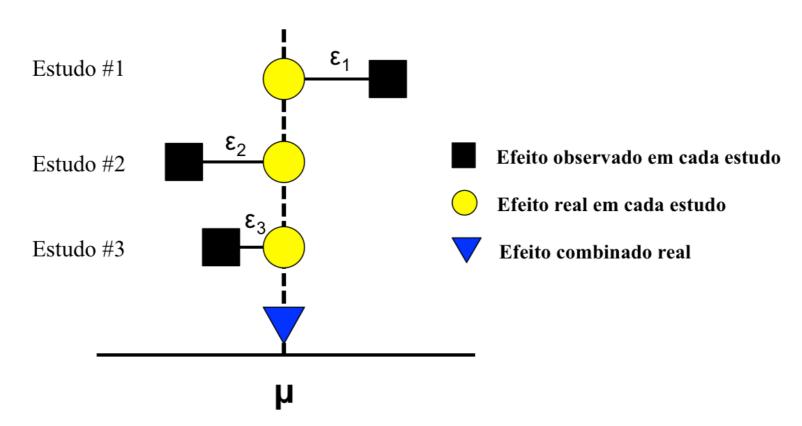
Fixed-effects model

- · Usado para estimar a natureza de um efeito;
- · Baseado no pressuposto de normalidade;
- Em um fixed-effects model, nós assumimos que:
 - Todos os estudos pertencem a uma mesma população e estão medindo a mesma coisa.
 - A variabilidade existente é explicada unicamente por erro na amostragem em cada estudo;
 - Varibilidade causada por diferenças entre estudos é ínfima ou inexistente.

Fixed-effects model

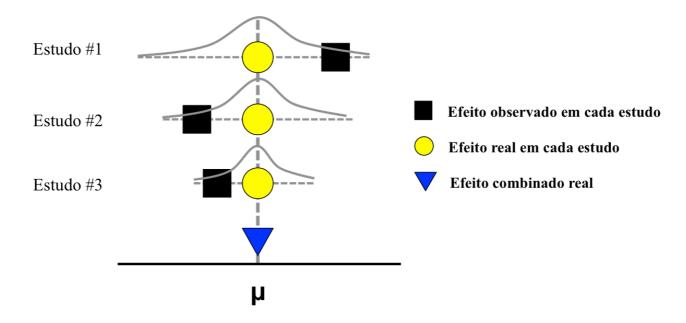
• Exemplo de fixed-effects model:

$$\mu$$
 = $T_i + \epsilon_i$



Fixed-effects model

- · A incerteza na estimativa de cada estudo está contida dentro da variabilidade do efeito comum que estes estão medindo.
- · Generalizações são restritas aos estudos incluídos na meta-análise.



Fixed-effects models

- · Cada estudo então contribui com uma estimativa do efeito real, que deve ser ponderado pela sua imprecisão ao medir este efeito.
- No geral, o peso de cada estudo (w_i) em uma meta-análise é proporcional ao inverso de sua variância (s_i): quanto maior variância de um estudo, menor o seu peso ao estimar o efeito real.

$$W_i = \frac{1}{s_i}$$

• Neste sentido, o modelo de meta-análise é semelhante à uma weighted regression: o efeito real é calculado com base em cada medida de effect size $(ES_i:d_i, LRR_i, r_i,...)$ e o peso associado à ele (w_i) .

$$\mu = \frac{\sum ES_i.w_i}{\sum w_i}$$
 (onde μ , é o efeito efeito comum entre todos os estudos)

Fixed-effects models

· A variância em torno de T (V_T) é dada por:

$$V_{\mathsf{T}} = \frac{1}{\Sigma w_i}$$

· Com isto, é possível calcular o intervalo de confiança ao redor de μ :

95% CI =
$$\mu$$
 ± 1.96 $\sqrt{V_T}$

· Também podemos testes de significância com o valor estimado de μ (que segue uma distribuição normal):

$$z = \frac{\mu}{\sqrt{V_T}}$$

Um fixed-effects model (modelo de efeito fixo) pode ser implementado utilizando o argumento
 method = "FE" na função rma, disponível no pacote metafor.

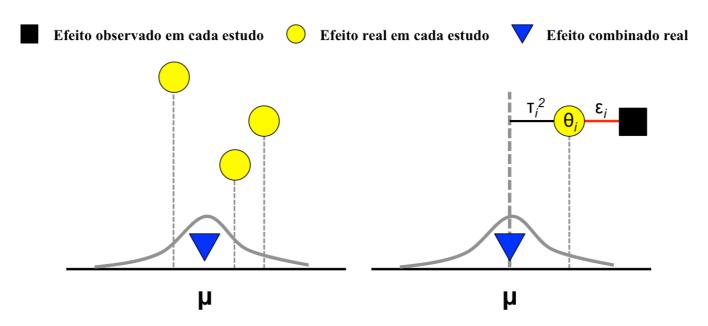
```
## carregando dados: efeito da riqueza de especies na biomassa total da comunidade
dados <- read.csv(file = "../98 - dados para exemplos/medias.csv")</pre>
## carregando o metafor
library(metafor)
## calculando a medida do tamanho do efeito Hedge's d
### Qual o efeito da riqueza de especies na biomassa total da comunidade?
dados <- escalc(measure = "SMD", # opcao de metrica do tamanho do efeito
               mli = media tratamento, sdli = sd tratamento, nli = n tratamento, # infos do tratamento
               m2i = media controle, sd2i = sd controle, n2i = n controle, # infos do controle
                data = dados) # conjunto de dados de onde extrair as informacoes acima
##
     estudo
               autor
                          γi
                                 vi
## 1
              Maria -1.3334 0.2716
## 2
          3 Antonio -0.3242 0.2251
## 3
         10 Marcos -0.7577 0.2382
## 4
         4 Fernanda -0.8046 0.3088
## 5
                Joao -0.2034 0.2872
## 6
          9 Marcia -0.6654 0.3015
```

· Por hora, vamos focar apenas na interpretação do *Model Results*.

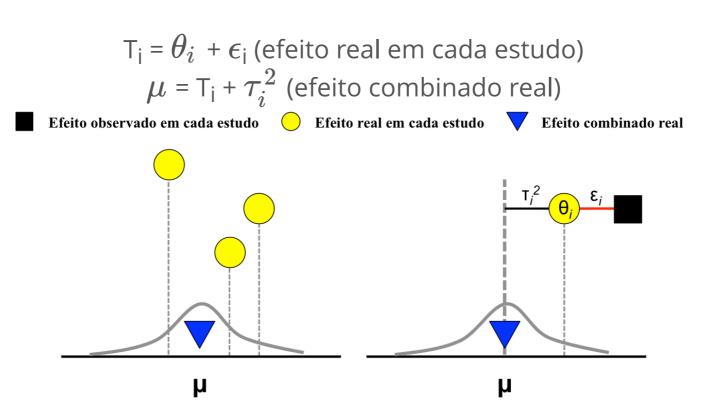
```
rma(yi = yi, vi = vi, method = "FE", data = dados)
##
## Fixed-Effects Model (k = 16)
##
## Test for Heterogeneity:
## Q(df = 15) = 64.3755, p-val < .0001
##
## Model Results:
##
## estimate se
                     zval pval ci.lb ci.ub
## 0.4294 0.1500 2.8625 0.0042 0.1354 0.7235 **
##
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

- Usado para estimar a natureza de um efeito;
- · Baseado no pressuposto de normalidade;
- Em um random-effects model:
 - Estudos pertencem a diferentes subpopulações que compõem uma população maior: cada estudo está estimando o verdadeiro efeito em sua subpopulação.
 - A variabilidade existente é explicada por erro na amostragem em cada estudo e por diferenças entre estudos.

- · Em um random-effects model, temos dois componenetes de variância:
 - Variância dentro dos estudos: ϵ_i (within-study variance)
 - Variância entre os estudos: au_i^2 (between-study variance)
- · Você é capaz de explorar onde existe maior variância nos resultados: dentro ou entre estudos em outras palavras: consistência ou contingência.



• Em um random-effects model:

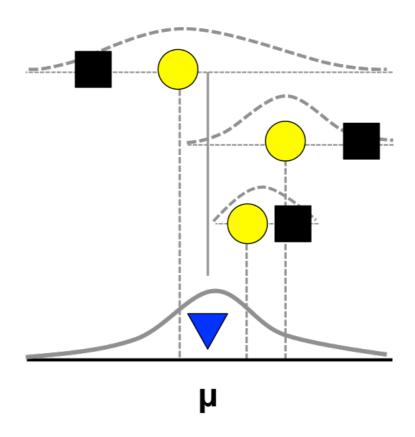


- O efeito comum que os estudos estão medindo contém a variabilidade entre estudos e também dentro de cada estudo.
- Isto afeta diretamente a estimativa do peso de cada estudo no modelo da meta-análise:

$$W_i = \frac{1}{s_i + \tau^2}$$

· Aqui, τ^2 representa o componente da heterogeneidade total que é originária entre estudos (resolução dos cálculo para chegar a este valor está no Box 9.2, Capítulo 9 do livro de Meta-Análise).

· Generalizações podem ser feitas aos estudos incluídos na meta-análise e também aqueles que são deconhecidos.



 Também usaremos a função rma para impletementar um random-effects model (modelo de efeitos aleatórios), mas para isso não precisamos especificar o argumento method - o padrão adotado por ele é o do random-effects model.

```
rma(yi = yi, vi = vi, data = dados)
##
## Random-Effects Model (k = 16; tau^2 estimator: REML)
##
## tau^2 (estimated amount of total heterogeneity): 1.2288 (SE = 0.5923)
## tau (square root of estimated tau^2 value):
                                                  1.1085
## I^2 (total heterogeneity / total variability):
                                                  77.20%
## H^2 (total variability / sampling variability): 4.39
##
## Test for Heterogeneity:
## Q(df = 15) = 64.3755, p-val < .0001
##
## Model Results:
##
## estimate
                      zval
                              pval ci.lb
                se
                                           ci.ub
    0.6955 0.3190 2.1800 0.0293 0.0702 1.3208 *
##
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Fixed- vs Random-effects model

- · Qual modelo utilizar?
 - RE é mais realístico à meta-análises em ecologia, uma vez que é impossível replicar perfeitamente os experimentos e sistemas de estudos são naturalmente diferentes;
 - No entanto, RE requer a estimativa de um parâmetro adicional relacionado à e entre estudos, que pode ser enviesado por pequeno tamanho amostral ou número de estudos uso de REML atenua este problema;
 - Um implicação do uso de um termo a mais para a variância: intervalos de confiança estimados com RE models tendem a ser mais amplos do que aqueles estimados com FE models.

| Modelo | Estimate | SE | CI.Inferior | CI.Superior |
|----------------------|----------|-------|-------------|-------------|
| Fixed-effects model | 0.429 | 0.150 | 0.135 | 0.723 |
| Random-effects model | 0.695 | 0.319 | 0.070 | 1.321 |

Mixed-effects models

- · É utilizado quando queremos não só estimar um efeito, mas também explorar a heterogeneidade ao redor dele;
- Acomoda uma fração aleatória da heterogeneidade (random-effects) causada por variância entre- e dentro- dos estudos -, assim como uma fração fixa (característica dos estudos que queremos explorar);
- Neste sentido, ao invés de 'jogar' toda a heterogeneidade entre estudos para um termo de variância, parte dela é atribuída a moderadores (veremos mais sobre isso na próxima aula);
- No R, basta usarmos a função rma no metafor e especificar a variável que queremos analisar com o argumento mods;
- Você também pode buscar explorar a heterogeneidade ao redor da estimativa do efeito utilizando um fixed-effects model: basta especificar o argumento method = "FE" na mesma estrutura do modelo abaixo.

· Podemos implementar um mixed-effects model (modelo de efeitos mistos) através da função rma, sem especificar o argumento method e definindo moderadores no argumento mods.

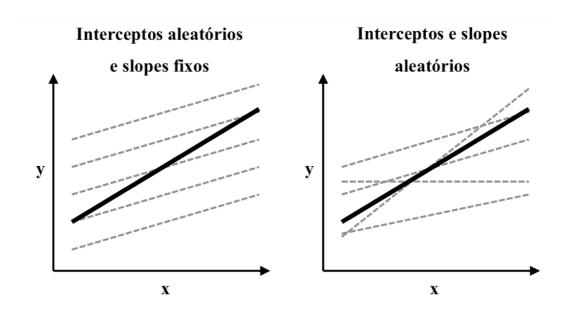
```
rma(yi = yi, vi = vi, mods = ~ ecossistema, data = dados)
##
## Mixed-Effects Model (k = 16; tau^2 estimator: REML)
##
## tau^2 (estimated amount of residual heterogeneity):
                                                           1.3040 \text{ (SE} = 0.6424)
## tau (square root of estimated tau^2 value):
                                                           1.1419
## I^2 (residual heterogeneity / unaccounted variability): 78.08%
## H^2 (unaccounted variability / sampling variability):
                                                           4.56
## R^2 (amount of heterogeneity accounted for):
                                                           0.00%
##
## Test for Residual Heterogeneity:
## QE(df = 14) = 63.3586, p-val < .0001
##
## Test of Moderators (coefficient(s) 2):
## QM(df = 1) = 0.3819, p-val = 0.5366
##
## Model Results:
##
##
                         estimate
                                       se
                                              zval
                                                      pval
                                                              ci.lb
                                                                    ci.ub
## intrcpt
                         0.9015 0.4618 1.9521 0.0509 -0.0036 1.8066
## ecossistemaTerrestre -0.4034 0.6528 -0.6180 0.5366 -1.6828 0.8760
##
## intrcpt
```

Modelo Hierárquico ou Multinível

- · Dentro do contexto meta-analítico, este tipo de modelo permite que se identifique a falta de independência entre observações (*e.g.*, várias observações vindas do mesmo estudo).
- Portanto, dentro deste arcabouço existe parte da heterogeneidade que é oriunda de diferenças entre observações do mesmo estudo (dentro-estudo) e nos efeitos detectados entre estudos (entre-estudos)
 - similar a um random-effects model.
- · No nosso exemplo, algumas observações foram feitas pelo mesmo grupo de pesquisa ou foram publicados no mesmo trabalho.

| ## | | estudo | autor | riqueza_tratamento | ecossistema | yi | vi |
|----|----|--------|-----------|--------------------|-------------|---------|--------|
| ## | 13 | 1 | Aline | 9 | Terrestre | 1.3707 | 0.4939 |
| ## | 7 | 2 | Ana | 5 | Aquatico | 1.8936 | 0.4138 |
| ## | 14 | 2 | Ana | 9 | Terrestre | 1.3479 | 0.4908 |
| ## | 2 | 3 | Antonio | 4 | Aquatico | -0.3242 | 0.2251 |
| ## | 4 | 4 | Fernanda | 5 | Aquatico | -0.8046 | 0.3088 |
| ## | 9 | 5 | Francisca | 6 | Aquatico | 1.7914 | 0.4003 |
| ## | 5 | 6 | Joao | 5 | Terrestre | -0.2034 | 0.2872 |
| ## | 10 | 7 | Jose | 7 | Terrestre | 0.5054 | 0.2948 |
| ## | 15 | 7 | Jose | 10 | Aquatico | 2.4570 | 0.8773 |
| ## | 11 | 8 | Lucas | 8 | Terrestre | 1.3836 | 0.3541 |
| ## | 6 | 9 | Marcia | 5 | Terrestre | -0.6654 | 0.3015 |
| ## | 3 | 10 | Marcos | 4 | Aquatico | -0.7577 | 0.2382 |
| ## | 1 | 11 | Maria | 3 | Terrestre | -1.3334 | 0.2716 |
| ## | 8 | 11 | Maria | 6 | Aquatico | 1.6277 | 0.3803 |
| ## | 12 | 11 | Maria | 8 | Aquatico | 2.1690 | 0.5294 |
| ## | 16 | 11 | Maria | 10 | Terrestre | 2,2624 | 0.8199 |

- · Podemos implementar modelos hierárquicos ou multinível através da função rma.mv, com pequenas alterações na sintaxe da função que já conhecíamos.
- · Estrutura de termos aleatórios: slope aleatório | intercepto_aleatório:
 - **Intercepto aleatório:** existe uma magnitude comum do efeito de **x** em **y**, mas ela difere de estudo para estudo (uma 'reta' para cada estudo);
 - **Slope aleatório:** existe uma relação entre **x** e **y** comum a todo o conjunto de dados, mas ela difere de estudo para estudo (a 'reta' de cada estudo tem inclinações diferentes).



```
rma.mv(yi = yi, V = vi, random = ~ 1|estudo, data = dados)
##
## Multivariate Meta-Analysis Model (k = 16; method: REML)
## Variance Components:
##
##
                     sgrt nlvls fixed factor
            estim
## sigma^2 0.7310 0.8550 11
                                    no estudo
##
## Test for Heterogeneity:
## Q(df = 15) = 64.3755, p-val < .0001
##
## Model Results:
##
## estimate se zval pval ci.lb ci.ub
    0.4398 0.3028 1.4523 0.1464 -0.1538 1.0334
##
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

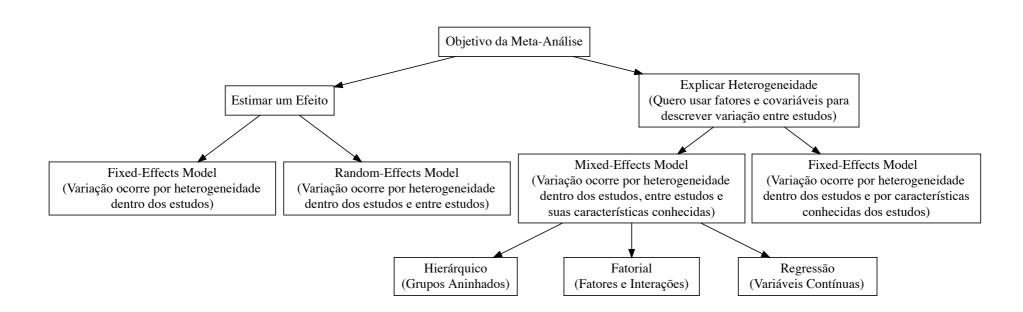
Outros modelos mais complexos

- Meta-Regressão: é mais uma terminologia para representar os modelos em que a heterogeneidade é explicada por variáveis contínuas (embora algumas pessoas também usem este termo quando usam variáveis categóricas);
- Modelo Fatorial: usado quando a meta-análise segue um desenho fatorial;
- Modelo via Generalized Linear (Mixed-Effects) Models: similar aos fixed-, random- e mixed-effects model, mas permite usar outras famílias de distribuição de variáveis aleatórias (no R: rma.glmm).

Observações

- · Outros pacotes para rodar os modelos de meta-análise: nlme e lme4.
- Uma alternativa ao uso do inverso da variância como o peso de cada observação é usar o tamanho amostral de cada estudo: estudos maiores têm mais peso do que os estudos menores, pois tendem a ser mais precisos.
- · Recomenda-se que os intervalos de confiança para a estimativa do efeito também sejam calculados através do método do *bootstrap* paramétrico ou não-paramétrico (ver pacote boot).
 - Paramétrico: 'cria' populações de effect size baseado na estimativa do efeito e da variância pelo modelo;
 - Não-paramétrico: 'cria' populações de effect size baseado nas observações existentes no conjunto de dados utilizado na meta-análise.
- Você também pode usar o bootstrap para calcular intervalos de confiança para cada nível de moderadores categóricos, enquanto que para moderadores contínuos utilizar o bootstrap pode ser um pouco mais complicado.

Só para ficar didático



Resumindo

- Existem diversos tipos de modelos que podem ser usados em uma metaanálise, cada um com um tipo de característica e uso próprio;
- Não existe o melhor modelo para a sua meta-análise, mas sim o modelo que descreve melhor seus objetivos e perguntas;
- · Independente do modelo que você use, é boa prática ponderar cada observação/estudo pelo inverso de sua variância.

Literatura Recomendada

- 1. Nakagawa & Santos, 2012, Evol Ecol, Methodological issues and advances in biological meta-analysis
- 2. Harrison, 2011, Methods Ecol Evol, Getting started with meta-analysis
- 3. Mengersen et al, 2013, Statistical models and approaches to inference, In: Handbook of meta-analysis in ecology and evolution (Capítulo 8)
- 4. Rosenberg, 2013, Moment and least-squares based approaches to metaanalytic inference, In: Handbook of meta-analysis in ecology and evolution (Capítulo 9)
- 5. Mengersen & Schmid, 2013, Maximum likelihood approaches to metaanalysis, In: Handbook of meta-analysis in ecology and evolution (Capítulo 10)