Lme4, gracias por tanto...



Eduardo Garcia-Garzon

IA Specialist



Introducción

- 1. Conocer la sintaxis Ime4
- 2. ¿Cómo se reporta un modelo multinivel?
- 3. Gráficos de interés
- 4. La importancia de Bayes



Key messages

- 1. Sintaxis Ime4.
- 2. Reportar MLM.
 - 3. Extensiones.
- 4. Estimación bayesiana



¿Por qué esta toRtura?

Siempre fue R.

- Jamovi no es más que una interfaz gráfica para utilizar R.
- El paquete más utilizado para modelos multinivel es lme4 / glmer.
- Hoy en día es el estándar para definir la sintaxis de estos modelos.

https://www.jstatsoft.org > ... ▼ Traducir esta página

Fitting Linear Mixed-Effects Models Using Ime4

de D Bates · 2015 · Citado por 50981 — Abstract. Maximum likelihood or restricted maximum likelihood (REML) estimates of the parameters in linear mixed-effects models can be ...



Random Components

| Groups | Name | SD | Variance | ICC |
|----------------|-------------|----------------|----------------|-------|
| id Residual | (Intercept) | 0.978 1.030 | 0.956 1.062 | 0.474 |

Nota. Number of Obs: 700, groups: id 100

La variabilidad entre participantes explica un 47% de la varianza total



| Model Info | |
|-----------------------|--------------------------------|
| Info | |
| Estimate | Linear mixed model fit by REML |
| Call | relation ~ 1 +(1 id) |
| AIC | 2235.44 |
| BIC | 2251.76 |
| LogLikel. | -1116.06 |
| R-squared Marginal | 0.00 |
| R-squared Conditional | 0.47 |
| Converged | yes |
| Optimizer | bobyqa |

[3]

GAMLj nos indica la sintaxis de lme4 que está aplicando



| Model Info | |
|-----------------------|--------------------------------|
| Info | |
| Estimate | Linear mixed model fit by REML |
| Call | relation ~ 1 +(1 id) |
| AIC | 2235.44 |
| BIC | 2251.76 |
| LogLikel. | -1116.06 |
| R-squared Marginal | 0.00 |
| R-squared Conditional | 0.47 |
| Converged | yes |
| Optimizer | bobyqa |

[3]

GAMLj nos indica la sintaxis de lme4 que está aplicando



| equation | formula |
|--|---|
| $\beta_0 + \beta_1 X_i + e_{si}$ | n/a (Not a mixed-effects model) |
| $(\beta_0 + b_{S,0s}) + \beta_1 X_i + e_{si}$ | ~ X + (1 Subject) |
| $(\beta_0 + b_{S,0s}) + (\beta_1 + b_{S,1s})X_i + e_{si}$ | $\sim X + (1 + X Subject)$ |
| $(\beta_0 + b_{S,0s} + b_{I,0i}) + (\beta_1 + b_{S,1s})X_i + e_{si}$ | $\sim X + (1 + X Subject) + (1 Item)$ |
| As above, but S_{0s} , S_{1s} independent | $\sim X + (1 Subject) + (0 + X Subject) + (1 Item)$ |
| $(\beta_0 + b_{S,0s} + b_{I,0i}) + \beta_1 X_i + e_{si}$ | ~ X + (1 Subject) + (1 Item) |
| $(\beta_0 + b_{I,0i}) + (\beta_1 + b_{S,1s})X_i + e_{si}$ | $\sim X + (0 + X Subject) + (1 Item)$ |

https://bbolker.github.io/mixedmodels-misc/glmmFAQ.html#model-specification



| formula | meaning |
|---|---|
| (1 group) | random group intercept |
| (x group) = (1+x group) | random slope of x within group with correlated intercept |
| (0+x group) = (-1+x group) | random slope of x within group: no variation in intercept |
| (1 group) + (0+x group) | uncorrelated random intercept and random slope within group |
| (1 site/block) = (1 site)+(1 site:block) | intercept varying among sites and among blocks within sites (nested random effects) |
| site+(1 site:block) | fixed effect of sites plus random variation in intercept among blocks within sites |
| (x site/block) = (x site)+(x site:block) = (1 + x site)+(1+x site:block) | slope and intercept varying among sites and among blocks within sites |
| (x1 site)+(x2 block) | two different effects, varying at different levels |
| x*site+(x site:block) | fixed effect variation of slope and intercept varying among sites and random variation of slope and intercept among blocks with sites |
| (1 group1)+(1 group2) | intercept varying among crossed random effects (e.g. site, year |



| formula | meaning | |
|--|---|--|
| (1 group) | random group intercept | |
| (x group) = (1+x group) | random slope of x within group with correlated intercept | |
| (0+x group) = (-1+x group) | random slope of x within group: no variation in intercept | |
| (1 group) + (0+x group) | uncorrelated random intercept and random slope within group | |
| (1 site/block) = (1 site)+(1 site:block) | intercept varying among sites and among blocks within sites (nested random effects) | |
| site+(1 site:block) | fixed effect of sites plus random variation in intercept among blocks within sites | |
| (x site/block) = (x site)+(x site:block) = (1 + x site)+(1+x site:block) | slope and intercept varying among sites and among blocks within sites | |
| (x1 site)+(x2 block) | two different effects, varying at different levels | |
| x*site+(x site:block) | fixed effect variation of slope and intercept varying among sites and random variation of slope and intercept among blocks within sites | |
| (1 group1)+(1 group2) | intercept varying among crossed random effects (e.g. site, year) | |



¡Cuiado con lme4 y los efectos anidado!

For the record you could also use the below syntax, but I'd advise you to set out your variables properly and make sure nesting is stated explicitly within them - that way you don't have to remember to specify the nesting.

```
(1|mountainRange/site) or even (1|mountainRange) + (1|mountainRange:site)
```

https://gkhajduk.github.io/2017-03-09-mixed-models/#crossed-random-effects



Lme4 / glmer

- Con lme4 / glmer podemos estimar una gran cantidad de modelos lineales estándar y generealizados.
- Limitaciones:
 - No es adecuado para modelar dependencias temporales o espaciales (nlme)
 - No está adaptado a ciertos modelos generalizados muy específicos
 - Problemas de convergencia en modelos muy grandes.



Lme4 / glmer

- Con lme4 / glmer podemos estimar una gran cantidad de modelos lineales estándar y generealizados.
- Limitaciones:
 - No es adecuado para modelar dependencias temporales o espaciales (nlme)
 - No está adaptado a ciertos modelos generalizados muy específicos
 - Problemas de convergencia en modelos muy grandes.



Lme4/glmer

- Con lme4 / glmer podemos estimar una gran cantidad de modelos lineales estándar y generealizados.
- Cuando nos encontramos con las limitaciones de lme4/glmer es recomendable pasar a una estimación bayesiana.
- Lo bueno es que únicamente tenemos que aprender la sintaxis asociada una única vez.



Nuevas tencencias en modelos mixtos

- Modelos que permiten especificar efectos en la media y la varianza de la variable dependiente (location-scale effects)
- Modelos con trayectorias no lineales generative additive models
- Modelos para medidas intensivas

Behavior Research Methods (2019) 51:1968–1986 https://doi.org/10.3758/s13428-019-01255-9

A Bayesian nonlinear mixed-effects location scale model for learning

Donald R. Williams¹ · Daniel R. Zimprich² · Philippe Rast¹

Specifying Location-Scale Models for Heterogeneous Variances as Multilevel SEMs

Daniel McNeish 1 @

Organizational Research Methods I-24

© The Author(s) 2020 Article reuse guidelines: sagepub.com/journals-permissions DOI: 10.1177/1094428120913083 journals.sagepub.com/home/orm

\$SAGE



¡A por el último capítulo!

Querido reverendo Bayes

Estimación bayesiana

- En modelos mixtos no es una cuestión de querencia, es una cuestión de necesidad.
- La estimación bayesiana aporta:
 - Flexibilidad a la hora de estimar modelos generalizados.
 - Posibilidad de estimar modelos distribucionales, no lineales y aditivos.
 - Evitar problemas de convergencia.



Estimación bayesiana

- En modelos mixtos no es una cuestión de querencia, es una cuestión de necesidad.
- La estimación bayesiana aporta:
 - La novedad a la hora de publicar.
 - Interpretaciones más sencillas de los efectos.
 - Todo eso de las discusiones de Twitter.



Prior

- Información previa
- valores "factible".
- Se establecen con distribuciones matemáticas.
- Aportar una para cada parámetro o multivariantes.

Likelihood

- Información sobre la distribución de los datos.
- Selección según el tipo de información a analizar.

Posterior

- Distribución proporcional a la información previa & likelihood.
- Obtenemos una distribución para cada parámetro.
- Podemos obtener distribuciones para otras cantidades de interés.



El modelado bayesiano

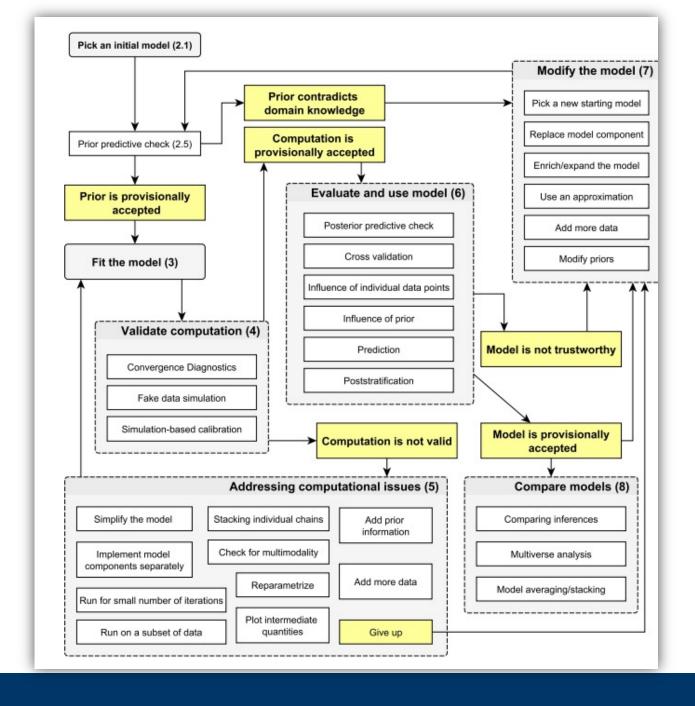
- Definir las distribuciones previas \rightarrow prior predictive distributions.
- Escoger un modelo distribucional de los datos → likelihood.
- Comprobar que el modelo converge adecuadamente.
- Comprobar que el modelo tiene sentido → posterior predictive distribution & validación cruzada.

Bayesian workflow*

Andrew Gelman[†] Aki Vehtari[‡] Daniel Simpson[§] Charles C. Margossian[†]
Bob Carpenter[¶] Yuling Yao[†] Lauren Kennedy[∥] Jonah Gabry[†]
Paul-Christian Bürkner** Martin Modrák^{††}

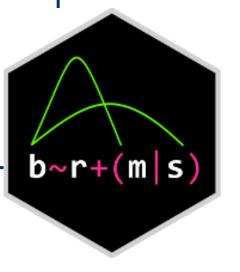
2 Nov 2020





BRMS

- Una bestia capaz de estimar el modelo que queramos (incluidos modelos con estructuras en errores, distribucionales, no lineales, con dependencia espacial)....
- Esto incluye modelos de IRT, modelos con error de medida, etc...
- BRMS tiene 3 características claves:
 - Utiliza STAN [NUTS MCMC] para estimar el modelo.
 - Utiliza la sintaxis de lme4 para definir los modelos.
 - Tiene decenas de utilities para facilitar la interpretación.





¿Cómo extraemos información?

Thank you for your attention









Design by Dr. Ruggeri (Columbia University)