# MAT02035 - Modelos para dados correlacionados

Equações de Estimação Generalizadas - Exemplos

Rodrigo Citton P. dos Reis citton.padilha@ufrgs.br

Universidade Federal do Rio Grande do Sul Instituto de Matemática e Estatística Departamento de Estatística

Porto Alegre, 2023



#### Equações de estimação generalizadas

- Modelo para a média populacional ou marginal;
  - ► Fornece uma abordagem de regressão para modelos lineares generalizados quando as respostas não são independentes (dados correlacionados/agrupados).
- O objetivo é fazer inferências sobre a população, levando em consideração a correlação das medidas dentro de indivíduo.
- Os pacotes gee e geepack são usados para modelos GEE no R.
- A principal diferença entre gee e geepack é que o geepack contém um método ANOVA que nos permite comparar modelos e realizar testes de Wald.

#### Equações de estimação generalizadas

Sintaxe básica para geeglm() do pacote geepack<sup>1</sup>:

```
geeglm(formula, family = gaussian, data, id,
    zcor = NULL, constr, std.err = "san.se")
```

- formula: descrição simbólica do modelo a ser ajustado;
- family: descrição da distribuição da resposta e função de ligação;
- data: dataframe opcional;
- ▶ id: vetor que identifica os *clusters* (agrupamentos);
- zcor: especifica uma estrutura de correlação definida pelo usuário;
- constr: estrutura de correlação de trabalho: "independence", "exchangeable", "ar1", "unstructured", "userdefined";
- std.err: tipo de erro padrão a ser calculado; o padrão "san.se" é a estimativa robusta (sanduíche); use "jack" para obter uma estimativa da variância aproximada por jackknife.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Possui uma sintaxe muito parecida com glm().

#### Estrutura de correlação

► Independence (independência),

$$\left(\begin{array}{ccc}
1 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 1
\end{array}\right)$$

Exchangeable (simetria composta),

$$\left(\begin{array}{ccc} 1 & \rho & \rho \\ \rho & 1 & \rho \\ \rho & \rho & 1 \end{array}\right)$$

#### Estrutura de correlação

Autoregressive order 1 (autorregressivo de ordem 1),

$$\left(\begin{array}{ccc} 1 & \rho & \rho^2 \\ \rho & 1 & \rho \\ \rho^2 & \rho & 1 \end{array}\right)$$

Unstructured (não estruturada),

$$\left(\begin{array}{cccc}
1 & \rho_{12} & \rho_{13} \\
\rho_{12} & 1 & \rho_{23} \\
\rho_{13} & \rho_{23} & 1
\end{array}\right)$$

 O modelo GEE fornecerá resultados válidos com uma estrutura de correlação mal especificada quando o estimador de variância sanduíche for usado.

#### Inferência

- Para um objeto geeglm retornado por geeglm(), as funções drop1(), confint() e step() não se aplicam; no entanto anova() se aplica.
- ► A função esticon() no pacote doBy calcula e testa funções lineares dos parâmetros de regressão para objetos lm, glm e geeglm.
- Sintaxe básica:

```
esticon(obj, cm, beta0, joint.test = FALSE)
```

- obj: objeto do modelo;
- L: matriz especificando funções lineares dos parâmetros de regressão (uma função linear por linha e uma coluna para cada parâmetro);
- **b**eta0: vetor numérico ( $H_0$  para  $\beta$ );
- joint.test: se TRUE um teste de hipóteses de Wald conjunto Lbeta = beta0 é realizado, default é um teste para cada linha, (Lbeta).i=beta0.i.

#### Exemplo - GEE

```
# Instala e carrega os pacotes geepack e doBy
install.packages("geepack")
install.packages("doBy")
library(geepack)
library(doBy)
# conjunto de dados ohio do geepack - Efeito da poluição do ar na saúde
# Crianças acompanhadas por quatro anos, com chiado registrado anualmente
data(ohio) # carrega o conjunto de dados
head(ohio)
str(ohio)
# Variável resposta é binária - ajuste um modelo GEE logístico
# tempo (idade; age) como var. contínua
fit.exch <- geeglm(resp ~ age + smoke.
                   family = binomial(link = "logit"),
                   data = ohio, id = id.
                   corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
fit.unstr <- geeglm(resp ~ age + smoke,
                    family = binomial(link = "logit").
                    data = ohio, id = id,
                    corstr = "unstructured", std.err = "san.se")
summarv(fit.exch)
summary(fit.unstr)
```

#### Exemplo - GEE

```
# tempo (idade; age) como var. categórica
fit <- geeglm(resp ~ factor(age) + smoke,
              family = binomial(link = "logit"),
              data = ohio, id = id.
              corstr = "exchangeable". std.err = "san.se")
summary(fit)
# Teste o efeito de smoke usando anova()
fit1 <- geeglm(resp ~ factor(age) + smoke,
               family = binomial(link = "logit"),
               data = ohio, id = id,
               corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
fit2 <- geeglm(resp ~ factor(age),
               family = binomial(link = "logit").
               data = ohio, id = id,
               corstr = "exchangeable". std.err = "san.se")
anova(fit1, fit2)
# Teste Wald individual e intervalo de confiança para cada parâmetro
est <- esticon(fit, diag(5))
# Odds ratio and confidence intervals
OR.CI <- exp(cbind(est$estimate, est$lwr, est$upr))
rownames(OR.CI) <- names(coef(fit))
colnames(OR.CI) <- c("OR", "OR 95% LI", "OR 95% LS")
```

#### Exemplo - GEE

```
# Razão de chances de chiado no peito para uma criança de 9 anos com uma mãe que
# fumou durante o primeiro ano do estudo em comparação com uma criança de 8
# anos com uma mãe que não fumou durante o primeiro ano do estudo.
# Isto é, estimar [smoke+factor(age)0] - [factor(age)-1]
esticon(fit, c(0,-1,1,0,1))
exp(.Last.value$estimate)
# 9 anos de idade com mãe que fumava tem maior risco de chiado no peito
# Teste conjuntamente os efeitos usando esticon()
fit <- geeglm(resp ~ factor(age)*smoke,
              family = binomial(link = "logit").
              data = ohio, id = id,
              corstr = "exchangeable". std.err = "san.se")
summary(fit)
L <- cbind(matrix(0, nrow=3, ncol=5), diag(3))
esticon(fit, L, joint.test=TRUE)
# Também poderia usar anova()
fit1 <- geeglm(resp ~ factor(age)*smoke.
               family = binomial(link = "logit").
               data = ohio, id = id,
               corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
fit2 <- geeglm(resp ~ factor(age) + smoke.
               family = binomial(link = "logit"),
               data = ohio, id = id,
               corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
anova(fit1, fit2)
```

- Ensaio clínico controlado por placebo de 30 pacientes com hanseníase no Eversley Childs Sanitorium, nas Filipinas.
- Os participantes foram aleatorizados para um dos dois antibióticos (medicamento indicado para tratamento A e B) ou para um placebo (medicamento indicado para tratamento C).
- Os dados da linha de base sobre o número de bacilos da hanseníase em 6 locais do corpo foram registrados.
- Após vários meses de tratamento, o número de bacilos foi registrado pela segunda vez.
- Desfecho/resposta: contagem total do número de bacilos da hanseníase em 6 locais.

**Tabela 1:** Summary descriptives table by groups of '0=Drug C, 1=Drug A, 2=Drug B'

	0	1	2
	N=10	N=10	N=10
У	12.9 (3.96)	9.30 (4.76)	10.0 (5.25)
У	12.3 (7.15)	5.30 (4.64)	6.10 (6.15)

**Questão:** O tratamento com antibióticos (medicamentos A e B) reduz a abundância de bacilos da hanseníase quando comparado ao placebo (medicamento C).

Consideramos o modelo a seguir para alterações na contagem média

$$\log E(Y_{ij}) = \log \mu_{ij} = \beta_1 + \beta_2 tempo_{ij} + \beta_3 tempo_{ij} \times trt_{1i} + \beta_4 tempo_{ij} \times trt_{2i},$$

em que  $Y_{ij}$  é a contagem de bacilos para o i-ésimo paciente no j-ésimo período (j=1,2).

► *trt*<sub>1</sub> e *trt*<sub>2</sub> são **variáveis indicadoras** para os medicamentos A e B, respectivamente.

A variável binária, tempo, denota os períodos de linha de base e pós-tratamento, com tempo = 0 para o período de linha de base (período 1) e tempo = 1 para o período de acompanhamento de pós-tratamento (período 2).

Para completar a especificação do modelo marginal, assumimos

$$\mathsf{Var}(Y_{ij}) = \phi \mu_{ij},$$

em que  $\phi$  pode ser pensado como um fator de super-dispersão.

 Por fim, a associação dentro de indivíduo é contabilizada assumindo uma correlação comum,

$$Corr(Y_{i1}, Y_{i2}) = \alpha.$$

 Os parâmetros de regressão log-linear, β, podem receber interpretações em termos de (log) razões de taxa.

Tratamento	Período	$\log(\mu_{ij})$
Droga A (antibiótico)	Linha de base	$eta_1$
	Acompanhamento	$\beta_1 + \beta_2 + \beta_3$
Droga B (antibiótico)	Linha de base	$eta_1$
	Acompanhamento	$\beta_1 + \beta_2 + \beta_4$
Droga C (placebo)	Linha de base	$eta_1$
	Acompanhamento	$\beta_1 + \beta_2$

- Por exemplo,  $e^{\beta_2}$  é a razão de taxas de bacilos da hanseníase, comparando o período de acompanhamento com a linha de base, no grupo placebo (medicamento C).
- Da mesma forma,  $e^{\beta_2+\beta_3}$  é a razão de taxas correspondente no grupo aleatorizado para a droga A.
- Finalmente, e  $e^{\beta_2+\beta_4}$  é a razão de taxas correspondente no grupo aleatorizado para o medicamento B.
- Assim,  $\beta_3$  e  $\beta_4$  representam a diferença entre as mudanças nas log-taxas esperadas, comparando os medicamentos A e B com o placebo (medicamento C).

```
fit <- geeglm(y ~ tempo + tempoA + tempoB,
             family = poisson(link = "log"),
             data = ds.longo, id = id, waves = tempo,
             corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
summary(fit)
## Call ·
## geeglm(formula = v ~ tempo + tempoA + tempoB, family = poisson(link = "log").
      data = ds.longo, id = id, waves = tempo, corstr = "exchangeable",
      std.err = "san.se")
## Coefficients:
              Estimate Std.err Wald Pr(>|W|)
## (Intercept) 2.37335 0.08014 877.10 <2e-16 ***
            -0.00288 0.15701 0.00 0.985
## tempo
## tempoA -0.56257 0.22198 6.42 0.011 *
## tempoB -0.49528 0.23420 4.47 0.034 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Correlation structure = exchangeable
## Estimated Scale Parameters:
##
              Estimate Std.err
                  3.21
## (Intercept)
                          0.5
   Link = identity
##
## Estimated Correlation Parameters:
        Estimate Std.err
## alpha 0.738 0.0815
## Number of clusters: 30 Maximum cluster size: 2
```

```
H_0: \beta_3 = \beta_4 = 0 (as médias de A e B não diferem de C).
L \leftarrow rbind(c(0,0,1,0),
           c(0,0,0,1)
esticon(fit, L, joint.test = TRUE)
## X2.stat DF Pr(>|X^2|)
## 1 7.34 2 0.0255
H_0: \beta_3 = \beta_4 (as médias de A e B não diferem).
L \leftarrow c(0,0,1,-1)
esticon(fit, L, joint.test = TRUE)
     X2.stat DF Pr(>|X^2|)
##
## 1 0.0885 1 0.766
```

 Para obter uma estimativa comum da log-razão de taxas, comparando ambos os antibióticos (medicamentos A e B) e o placebo, podemos usar o modelo reduzido

$$\log E(Y_{ij}) = \log \mu_{ij} = \beta_1 + \beta_2 tempo_{ij} + \beta_3 tempo_{ij} \times trt_i,$$

em que a variável trt é uma **variável indicadora** para uso de antibiótico, com trt=1 se um paciente foi aleatorizado para o medicamento A ou B e trt=0 caso contrário.

 Mantemos as mesmas suposições sobre a variância e correlação de antes.

```
fit <- geeglm(y ~ tempo + tempoAB,
             family = poisson(link = "log"),
             data = ds.longo, id = id, waves = tempo,
             corstr = "exchangeable", std.err = "san.se")
summary(fit)
##
## Call:
## geeglm(formula = v ~ tempo + tempoAB, family = poisson(link = "log"),
      data = ds.longo, id = id, waves = tempo, corstr = "exchangeable",
       std.err = "san.se")
## Coefficients:
              Estimate Std.err Wald Pr(>|W|)
## (Intercept) 2.37335 0.08014 877.10 <2e-16 ***
## tempo -0.00286 0.15700 0.00 0.9855
## tempoAB -0.52783 0.19883 7.05 0.0079 **
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Correlation structure = exchangeable
## Estimated Scale Parameters:
              Estimate Std.err
## (Intercept)
                  3.23
                          0.52
   Link = identity
##
## Estimated Correlation Parameters:
        Estimate Std.err
## alpha 0.738 0.081
## Number of clusters: 30 Maximum cluster size: 2
```

	RT	LI IC 95%	LS IC 95%
(Intercept)	10.73	9.17	12.56
tempo	1.00	0.73	1.36
tempoAB	0.59	0.40	0.87

- ► A estimativa comum da log-taxa é de -0.52783.
- A razão de taxas é de 0.60 (ou  $e^{-0.52783}$ ), com intervalo de confiança de 95%, 0.4 a 0.87, indicando que o tratamento com antibióticos reduz significativamente o número médio de bacilos quando comparado ao placebo.
- Para o grupo placebo, há uma redução não significativa no número médio de bacilos de aproximadamente 3% (ou  $[1-e^{-0.00286}] \times 100\%$ ).
- No grupo de antibióticos, há uma redução significativa de aproximadamente 41% (ou  $[1 e^{-0.00286 0.52783}] \times 100\%$ ).
- ► A correlação estimada em pares de 0.74 é relativamente grande.
- ▶ O parâmetro de escala estimado em 3.23 indica superdispersão substancial (se não há superdispersão, então  $\phi = 1$ ).

#### **Avisos**

- Próxima aula: Modelos multiníveis.
- Para casa (1): ler o Capítulo 12 e 13 do livro "Applied Longitudinal Analysis".
  - Caso ainda não tenha lido, leia também os Caps. 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 e 11.
  - Veja o help do pacote geepack do R.
- ▶ Para casa (2): Faça o exercício 13.1 do Cap. 13 do livro "Applied Longitudinal Analysis".

#### Bons estudos!

