补充材料

潘晚坷 温秀娟 金海洋

2023-05-15

目录

| 1 | 数据模拟 | 1 |
|---|-----------------|---|
| 2 | 方差分析 | 4 |
| 3 | 宽数据格式转换为长数据格式展示 | 6 |
| 4 | 不收敛 MCMC 链演示 | 7 |

1 数据模拟

我们借助一个假想的心理学实验展示如何模拟虚拟数据。在模拟实验中,40 名抑郁症患者和 40 名健康对照组被试观看 30 张积极和 30 张中性图片,期间我们采集了他们的脑电数据。因变量是晚期正电位(late positive potentials, LPP)的波幅。简单来说,这是一个 2 (组别 group: 抑郁症组 depression、对照组 control) × 2 (图片类型 type: 积极 positive、中性 neutral) 的混合实验设计,其中组别为被试间因素,图片类型为被试内因素。该假想实验的数据是使用 DeBruine (2021) 的 faux 工具包生成,下面是模拟这个实验所预设的参数。

1 数据模拟 2

```
subj_n <- 80 # 总被试量:抑郁患者 30 人,健康对照组被试 30 人
trial_n <- 30 # 每张图片呈现的次数
# 固定效应
b0 <- 0.5
          # 截距 (所有条件的均值)
          #图片类型的固定效应 (主效应)
b1 <- 6.5
b2 <- 0.1 # 组别的固定效应 (主效应)
b3 <- 0.1
          # 图片类型与组别的交互作用
# 随机效应
u0s <- 2 # 被试的随机截距
u1s <- 2
          #被试的随机斜率 (图片类型)
# 误差项
sigma <- 2
# 生成假定实验的条件的数据矩阵
df_simu <- add_random(subj = subj_n) %>%
 #添加被试的组别信息(被试间)
 add_between("subj", group = c("depression", "control")) %>%
 #添加图片类型的信息(被试内)
 add_within("subj", type = c("netural", "positive")) %>%
 # 每种图片呈现 30 次
 add_random(trial = trial_n) %>%
 # 图片类型的编码: 中性 =-0.5; 正性 =0.5
 add contrast("type", "anova", colnames = "type code") %>%
 # 被试组别的编码: 抑郁症组 =-0.5; 控制组 =0.5
 add_contrast("group", "anova",colnames = "group_code") %>%
 #添加基于被试的随机截距和斜率 (图片类型)
 add_ranef("subj", u0s = u0s, u1s = u1s, .cors=0.5) %>%
 #添加观察值的误差项
 add_ranef(sigma = sigma) %>%
 # 最后根据设置的固定效应和随机效应参数值,生成因变量。
```

1 数据模拟 3

```
# 截距
 mutate(LPP = (b0+u0s) +
          (b1+u1s) * type_code + # 图片材料的斜率
          b2 * group_code +
                               # 组别的斜率
          b3 * type_code * group_code +
                                       # 交互作用
          sigma)
                          # 误差项
df_simu <- df_simu %>%
 select(subj, group, type, LPP) # 去除冗余的信息
# 保存生成的数据
save(df_simu, file = "simulated_data.rdata")
# 查看生成的数据
head(df_simu,10)
## # A tibble: 10 x 4
```

```
LPP
##
     subj
            group
                       type
      <chr> <fct>
##
                       <fct>
                                <dbl>
   1 subj01 depression netural -1.64
##
   2 subj01 depression netural -4.00
##
   3 subj01 depression netural -1.53
##
   4 subj01 depression netural -3.22
##
   5 subj01 depression netural -4.34
## 6 subj01 depression netural 1.49
## 7 subj01 depression netural -3.46
## 8 subj01 depression netural 2.93
   9 subj01 depression netural -3.27
## 10 subj01 depression netural -1.44
```

2 方差分析 4

2 方差分析

```
df_simu = df_simu |> mutate(
 组别 = factor(group, labels = c(" 抑郁组"," 控制组")),
 图片类型 = factor(type, labels = c(" 中性图片"," 积极图片"))
)
# Two-way mixed ANOVA test
df_simu |> bruceR::MANOVA(
 subID = "subj",
 between = "组别",
 within = "图片类型",
 dv = "LPP",
 digits = 2,
 # file = " 重复测量方差分析结果.doc"
##
##
      * Data are aggregated to mean (across items/trials)
      if there are >=2 observations per subject and cell.
##
      You may use Linear Mixed Model to analyze the data,
##
##
      e.g., with subjects and items as level-2 clusters.
##
## ===== ANOVA (Mixed Design) ======
##
## Descriptives:
##
##
   "组别" "图片类型" Mean
                           S.D. n
##
          中性图片 -2.71 (2.12) 40
##
   抑郁组
   抑郁组 积极图片 3.78 (2.56) 40
##
   控制组 中性图片 -2.43 (1.97) 40
##
```

2 方差分析 5

```
控制组
             积极图片 4.07 (2.62) 40
##
##
## Total sample size: N = 80
##
## ANOVA Table:
## Dependent variable(s):
                                LPP
## Between-subjects factor(s): 组别
## Within-subjects factor(s):
                                图片类型
## Covariate(s):
##
##
                          MS
                              MSE df1 df2
                                                F
                                                      р
                                                             <sup>2</sup>p [90% CI of <sup>2</sup>p] <sup>2</sup>G
##
## 组别
                                                                  .00 [.00, .06] .00
                        3.19 9.18
                                    1 78
                                             0.35
                                                   .557
## 图片类型
                     1689.20 1.72
                                    1
                                       78 983.78 <.001 ***
                                                                  .93 [.90, .94] .67
## 组别 * 图片类型
                                                                  .00 [.00, .00] .00
                        0.00 1.72
                                    1
                                       78
                                             0.00
                                                   .969
##
## MSE = mean square error (the residual variance of the linear model)
   ^{2}p = partial eta-squared = SS / (SS + SSE) = F * df1 / (F * df1 + df2)
   ^{2}p = partial omega-squared = (F - 1) * df1 / (F * df1 + df2 + 1)
   <sup>2</sup>G = generalized eta-squared (see Olejnik & Algina, 2003)
## Cohen' s f^2 = {}^2p / (1 - {}^2p)
##
## Levene's Test for Homogeneity of Variance:
##
                 Levene's F df1 df2
##
                                          р
##
## DV: 中性图片
                       0.772
                               1
                                  78
                                       .382
## DV: 积极图片
                       0.027
                                  78
                                       .869
                               1
##
##
## Mauchly's Test of Sphericity:
## The repeated measures have only two levels. The assumption of sphericity is always m
```

3 宽数据格式转换为长数据格式展示

该代码用于展示如何将宽数据格式转换为长数据格式

考虑到本文中模拟的数据本身就是长数据格式,为了演示如何转化宽数据 为长数据,我们将另行生成一份虚拟数据。- 该示例数据中只包含"图片类型"一个组内变量。- 并且,每一列为被试在某一图片类型下的 LPP 指标

```
# 创建参与者编号和实验数据
n_subj = 5
subj <- pasteO("P", 1:n_subj)
data <- data.frame(subj = subj, neutral = rnorm(n_subj), positive = rnorm(n_subj))

# 查看前几行数据
head(data)

## subj neutral positive
## 1 P1 -1.15929528 -0.74501198
## 2 P2 0.97036839 0.40638220
## 3 P3 -0.00530121 0.08162398
## 4 P4 0.07567274 1.30410217
## 5 P5 -1.73654756 -1.90608374
```

现在我们需要将宽数据转换为长数据,以便更容易地进行分析。我们可以使用 tidyr 包中的 pivot_longer 函数来实现。下面是代码示例:

```
library(tidyr)

# 将数据从宽格式转换为长格式
long_data <- pivot_longer(data, cols = c("neutral","positive"), names_to = "type", value

# 查看前几行数据
head(long_data,10)
```

A tibble: 10 x 3

```
##
     subj type
                        LPP
##
     <chr> <chr>
                      <dbl>
##
   1 P1
           neutral -1.16
##
  2 P1
          positive -0.745
## 3 P2
          neutral 0.970
## 4 P2
          positive 0.406
## 5 P3
          neutral -0.00530
## 6 P3
          positive 0.0816
## 7 P4
          neutral 0.0757
## 8 P4
          positive 1.30
## 9 P5
           neutral -1.74
## 10 P5
           positive -1.91
```

现在我们已经将宽数据转换为长数据了,每行代表一个参与者在某一图片 类型下的 LPP 表现。

4 不收敛 MCMC 链演示

```
# 模拟生成 4 条不收敛的 MCMC 链, 每条链包含 4000 个样本
n_chains <- 4
chain_length <- 4000

# 生成三种链, 一种收敛的链 good_chains, 两种不收敛的链 bad_chains0 和 bad_chains1
good_chains <- rbeta(n = chain_length*n_chains, shape1 = 2, shape2 = 5)
good_chains <- matrix(good_chains, nrow = n_chains)
bad_chains <- matrix(rnorm(chain_length*n_chains, mean = sort(good_chains), sd = 0.05),
chains <- array(0, dim = c(chain_length, n_chains,1))
chains[,,1] = bad_chains
dimnames(chains) <- list(
    Iteration = NULL,
    Chain = paste0("chain:",1:n_chains),
```

```
Parameter = c("bad_chains")
)

# 绘制轨迹图
mcmc_trace(chains)
```

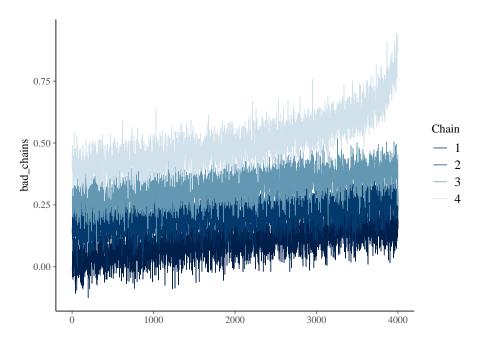


图 S 1: 不收敛 MCMC 链演示图

```
# 计算 rhat
rhat( extract_variable_matrix(chains, "bad_chains") ) # 2.73128
```

[1] 2.727866