

LICENCIATURA EN ESTADÍSTICA

Sedación en pacientes STOP-BANG positivos

Análisis de datos longitudinales

Autores: Franco Santini - Alejo Vaschetti - Andrés Roncaglia

Docentes: Cecilia Rapelli - Noelia Castellana - Luciana Magnano

Tabla de contenidos

Introduccion Análisis de la parte media	
Modelo marginal estimado Análisis de residuos	16
Parámetros estimados del modelo final	

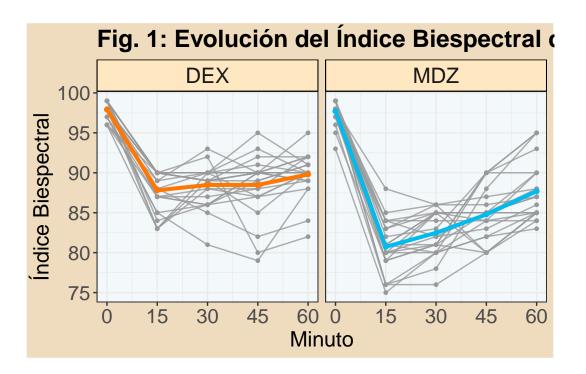
```
library(readxl)
 library(dplyr)
 library(tidyr)
 library(ggplot2)
 library(stringr)
 library(GGally)
 library(joineR)
 library(nlme)
 library(patchwork)
 library(qqplotr)
 library(gt)
 theme_set(theme_bw() +
             theme(plot.title = element_text(size = 18, hjust = 0, face = "bold"),
                                                                                      # Title :
                   axis.title = element_text(size = 16),  # Axis titles
                   axis.text = element text(size = 15),
                                                           # Axis text
                                                           # Legend text
                   legend.text = element_text(size = 14),
                   legend.title = element_text(size = 14),  # Legend title,
                   legend.position = "bottom",
                   plot.background = element_rect("#efdbbd"),
                   panel.background = element_rect("#f3f8fb")))
 knitr::opts_chunk$set(fig.align = "center")
 # Paleta: https://coolors.co/c1f7dc-c3d2d5-bda0bc-5c4742-3a2e39
 c("#c1f7dc", "#c3d2d5", "#bda0bc", "#5c4742", "#3a2e39", "#4F518C", "#4A6C6F", "#201E1F", "#EB9
[1] "#c1f7dc" "#c3d2d5" "#bda0bc" "#5c4742" "#3a2e39" "#4F518C" "#4A6C6F"
[8] "#201E1F" "#EB9486" "#C97B84" "#41658A" "#414073"
 # Carga de los datos
 datos <- read_excel("Datos/bis.xlsx") |>
   mutate(grupo = factor(ifelse(grupo == 1, "MDZ", "DEX")),
          ind_mc = peso/(talla/100)^2,
          id = factor(id))
 # Pasamos a formato largo
 datos_largo <- datos |>
   pivot_longer(values_to = "bis", names_to = "minuto", cols = c("bis0", "bis15", "bis30", "bis4
   mutate(minuto = as.numeric(str_remove(minuto, "bis")))
 # Cantidad de pacientes asignados a cada droga
 datos |>
   group_by(grupo) |>
   summarise(n = n())
```

Introduccion

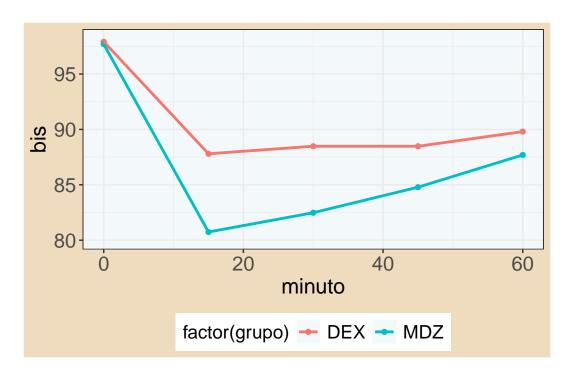
El Síndrome de Apnea Obstructiva del Sueño (SAOS) es un trastorno común caracterizado por interrupciones frecuentes en la respiración durante el sueño. Antes de una cirugía, se recomienda el cuestionario "STOP-BANG" para detectar precozmente el SAOS; un puntaje de 3 o más indica una alta probabilidad de padecerlo, siendo estos pacientes considerados STOP-BANG positivos. El SAOS está asociado con un mayor riesgo de complicaciones y morbimortalidad en el período perioperatorio, por lo que se sugiere seleccionar adecuadamente las drogas, monitorear estrictamente la ventilación y la profundidad de la hipnosis.

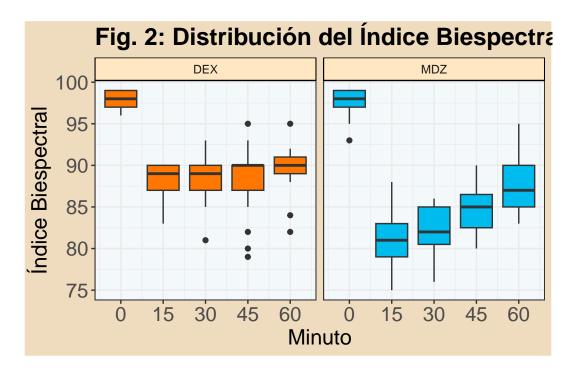
Se realizó un estudio clínico, prospectivo y doble ciego, en un efector de salud de la ciudad de Rosario con el objetivo de comparar el efecto de dos drogas, midazolam (MDZ) y dexmedetomidina (DEX), sobre la profundidad de la hipnosis lograda, mediante el índice Biespectral (BIS), durante la cirugía en pacientes con STOP-BANG positivos que recibieron anestesia espinal. Se incluyeron 48 pacientes que a los cuales se les administró aleatoriamente una de las drogas: MDZ o DEX. A cada paciente se le midió el índice BIS, al inicio del estudio (minuto 0), y luego cada 15 minutos hasta completar los 60 minutos de estudio.

Se crea una variable indicadora la cuál modela la variabilidad del minuto 0 distinta al resto de los minutos I=1 Minuto 0-0 o.c



```
# Se realizó este gráfico, pero decidimos no ponerlo en el poster
ggplot(datos_largo, aes(x=minuto, y = bis, color=factor(grupo), group = factor(grupo)) ) +
geom_point(stat='summary', fun.y='mean') +
geom_line(stat='summary', fun.y='mean', size = 1)
```





```
# Filtramos la base
datos_mdz = filter(datos, grupo == "MDZ")
datos_dex = filter(datos, grupo == "DEX")

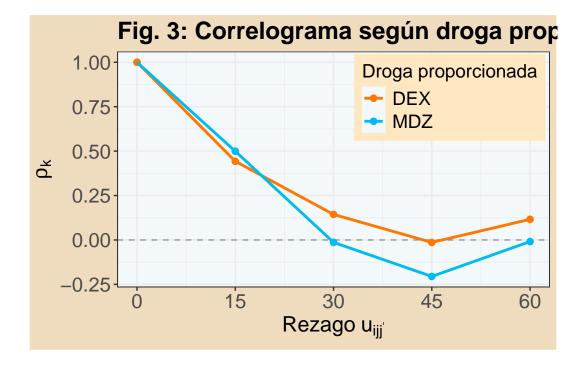
# Matrices de correlación según droga
round(cor(datos_mdz[,5:9], use = "pairwise.complete.obs"), 2)

bis0 bis15 bis30 bis45 bis60
bis0 1.00 0.46 0.44 0.00 -0.01
bis15 0.46 1.00 0.74 -0.23 -0.42
bis30 0.44 0.74 1.00 -0.02 -0.25
bis45 0.00 -0.23 -0.02 1.00 0.82
bis60 -0.01 -0.42 -0.25 0.82 1.00
```

```
round(cor(datos dex[,5:9], use = "pairwise.complete.obs"), 2)
      bis0 bis15 bis30 bis45 bis60
bis0
      1.00 0.17 0.09 -0.02 0.12
bis15 0.17 1.00 0.47 0.32 -0.01
bis30 0.09 0.47 1.00 0.44 0.02
bis45 -0.02 0.32 0.44 1.00 0.68
bis60 0.12 -0.01 0.02 0.68 1.00
  # Matrices de covariancia según droga
  round(cov(datos_mdz[,5:9], use = "pairwise.complete.obs"), 2)
      bis0 bis15 bis30 bis45 bis60
      2.22 2.19 1.83 0.02 -0.05
bis0
bis15 2.19 10.29 6.68 -2.38 -4.99
bis30 1.83 6.68 7.90 -0.16 -2.67
bis45 0.02 -2.38 -0.16 10.81 10.07
bis60 -0.05 -4.99 -2.67 10.07 14.04
  round(cov(datos_dex[,5:9], use = "pairwise.complete.obs"), 2)
      bis0 bis15 bis30 bis45 bis60
      1.16 0.48 0.25 -0.09 0.32
bis0
bis15 0.48 6.58 3.02 3.06 -0.04
bis30 0.25 3.02 6.18 4.05 0.10
bis45 -0.09 3.06 4.05 13.68 6.39
bis60 0.32 -0.04 0.10 6.39 6.42
Variancias distintas en el tiempo y entre grupos o solo en el tiempo Presencia de correlación serial
  # Estandarización de los datos para cada grupo
  datos dex est <- datos dex |>
    mutate(bis0 = scale(bis0) ,
           bis15 = scale(bis15),
           bis30 = scale(bis30),
           bis45 = scale(bis45),
           bis60 = scale(bis60))
  datos_mdz_est <- datos_mdz |>
    mutate(bis0 = scale(bis0) ,
```

bis15 = scale(bis15),
bis30 = scale(bis30),
bis45 = scale(bis45),
bis60 = scale(bis60))

```
### Calculamos las correlaciones para el correlograma
### Droga: MDZ
datos_mdz_est.lag1 <- cor(c(datos_mdz_est$bis0, datos_mdz_est$bis15, datos_mdz_est$bis30, datos
                c(datos_mdz_est$bis15, datos_mdz_est$bis30, datos_mdz_est$bis45, datos_mdz_est$
                use = 'na.or.complete')
datos_mdz_est.lag2 <- cor(c(datos_mdz_est$bis0, datos_mdz_est$bis15, datos_mdz_est$bis30),</pre>
                c(datos mdz_est$bis30, datos_mdz_est$bis45, datos_mdz_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
datos_mdz_est.lag3 <- cor(c(datos_mdz_est$bis0, datos_mdz_est$bis15),</pre>
                c(datos_mdz_est$bis45, datos_mdz_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
datos_mdz_est.lag4 <- cor(c(datos_mdz_est$bis0),</pre>
                c(datos_mdz_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
# Dataframe que contiene las correlaciones
ac_mdz <- data.frame(rezago = seq(0, 4, 1),</pre>
                            ac = c(1, datos_mdz_est.lag1, datos_mdz_est.lag2, datos_mdz_est.lag3
### Droga: DEX
datos_dex_est.lag1 <- cor(c(datos_dex_est$bis0, datos_dex_est$bis15, datos_dex_est$bis30, datos
                c(datos_dex_est$bis15, datos_dex_est$bis30, datos_dex_est$bis45, datos_dex_est$
                use = 'na.or.complete')
datos_dex_est.lag2 <- cor(c(datos_dex_est$bis0, datos_dex_est$bis15, datos_dex_est$bis30),
                c(datos_dex_est$bis30, datos_dex_est$bis45, datos_dex_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
datos_dex_est.lag3 <- cor(c(datos_dex_est$bis0, datos_dex_est$bis15),</pre>
                c(datos_dex_est$bis45, datos_dex_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
datos_dex_est.lag4 <- cor(c(datos_dex_est$bis0),</pre>
                c(datos_dex_est$bis60),
                use = 'na.or.complete')
# Dataframe que contiene las correlaciones
ac_dex <- data.frame(rezago = seq(0, 4, 1),</pre>
                            ac = c(1, datos_dex_est.lag1, datos_dex_est.lag2, datos_dex_est.lag3
# Dataframe que contiene las correlaciones calculadas anteriormente
correlog <- rbind(ac_mdz, ac_dex)</pre>
# Correlograma
ggplot(correlog, aes(x = rezago, y = ac, group = grupo, color = grupo)) +
  geom_hline(yintercept = 0, lty = "dashed", color = "grey60") +
  geom_point(size = 2) +
  geom_line(size = 1) +
  labs(x = expression("Rezago" ~ u[ijj^"'"]), y = expression(rho[k]), title = "Fig. 3: Correlog
```

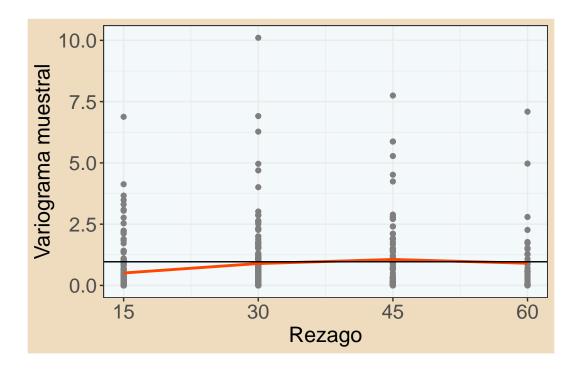


```
# Dataframe en formato largo estandarizados
datos_largo_est <- datos_largo |>
    group_by(minuto, grupo) |>
    mutate(bis = scale(bis)) |>
    ungroup()

# Cálculo del variograma
vgm <- variogram(datos_largo_est$id, datos_largo_est$minuto, datos_largo_est$bis)
vgm1 = data.frame(vgm$svar)

# Gráfico del variograma muestral
ggplot(data = vgm1, aes(x = vt, y = vv)) +
    geom_point(color = 'grey50', na.rm = TRUE) +
    stat_summary(fun = mean, geom = 'line', color = 'orangered', size = 1, na.rm = TRUE) +
    geom_hline(yintercept = vgm$sigma2) +</pre>
```

scale_x_continuous("Rezago", breaks = seq(0, 60, 15)) +
scale_y_continuous("Variograma muestral")



Modelo maximal para la media cuando se considera una relación cuadrática

$$Y_{ij} = \begin{cases} \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1M} \cdot t_{ij} + \beta_{2M} \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3M} \cdot t_{ij}^2 + \beta_{4M} \cdot I_i \cdot t_{ij}^2 + \epsilon_{ij} & \text{Droga proporcionada: MDZ} \\ \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1D} \cdot t_{ij} + \beta_{2D} \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3D} \cdot t_{ij}^2 + \beta_{4D} \cdot I_i \cdot t_{ij}^2 + \epsilon_{ij} & \text{Droga proporcionada: DEX} \end{cases}$$

Con $b \sim \mathcal{N}(0, D)$, $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, R)$, $b \neq e_i$ independientes

Posibles modelos:

- 1. Ordenada al origen aleatoria, con variabilidad distinta entre tiempo y grupo
- 2. Ordenada al origen aleatoria, con variabilidad distinta entre tiempo pero no por grupo
- 3. Ordenada al origen aleatoria, La variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón de independencia de orden 1 y variancia igual para ambos grupos
- 4. Ordenada al origen aleatoria, La variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón de AR(1) y variancia distinta para ambos grupos
- 5. Ordenada aleatoria, la variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón gaussiana, y variancia distinta en el tiempo y por grupo
- # Se le agrega la variable tiempo al cuadrado al dataframe
 datos_largo <- datos_largo |>

```
mutate(minuto2 = minuto^2,
         tiempo = case when(minuto == 0 ~ 1,
                             minuto == 15 ~ 2,
                             minuto == 30 \sim 3,
                             minuto == 45 ~ 4,
                             minuto == 60 \sim 5,
                             T \sim 0)
# Modelos
m1 <- lme(bis ~ 1 + minuto:grupo + minuto2:grupo + minuto:ind_mc:grupo + minuto2:ind_mc:grupo,
        random = ~1|id,
        weights = varIdent(form = ~ 1 | grupo*indicadora),
        method = "REML",
        data = datos_largo)
m2 <- update(m1, weights = varIdent(form = ~ 1 | indicadora))</pre>
m3 <- update(m1, weights = varIdent(form = ~ 1 | indicadora), correlation = corARMA(q = 1))
m4 <- update(m1, correlation = corAR1(form = ~ 1 | id))</pre>
m5 <- update(m1, correlation = corGaus(form = ~ minuto | id))</pre>
```

Modelo maximal para la parte media, considerando una regresión spline

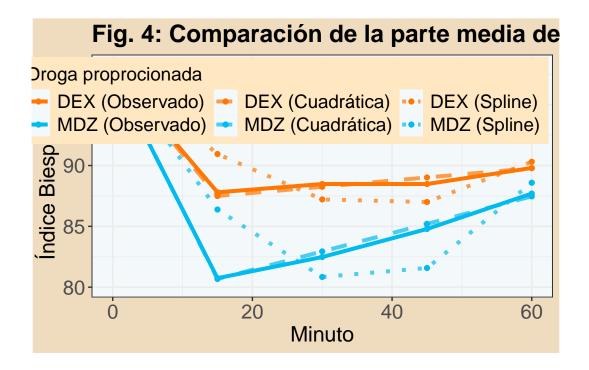
Posibles modelos:

- 1. Ordenada al origen aleatoria, con variabilidad distinta entre tiempo y grupo
- 2. Ordenada al origen aleatoria, con variabilidad distinta entre tiempo pero no por grupo
- 3. Ordenada al origen aleatoria, La variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón de independencia de orden 1 y variancia igual para ambos grupos y distinta en el tiempo
- 4. Ordenada al origen aleatoria, La variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón de AR(1) y variancia distinta para ambos grupos y distinta en el tiempo
- 5. Ordenada aleatoria, la variabilidad intra-individuo se supone que sigue un patrón gaussiana, y variancia distinta en el tiempo, pero no por grupo

```
spline_2 <- update(spline_1, weights = varIdent(form = ~ 1 | indicadora))</pre>
spline_3 <- update(spline_1, weights = varIdent(form = ~ 1 | indicadora), correlation = corARM
spline_4 <- update(spline_1, weights = varIdent(form = ~ 1 | indicadora), correlation = corAR1
spline_5 <- update(spline_2, correlation = corGaus(form = ~ minuto | id))</pre>
anova <- anova(spline_1, spline_2, spline_3, spline_4, spline_5)</pre>
# Tabla para el poster
anova |>
  select(Model, df, AIC, BIC) |>
  rename(Modelo = Model, GL = df) |>
  mutate(Grupos = c("Diferente", "Iguales", "Iguales", "Iguales", "Iguales"),
         Tiempo = c("Diferente", "Diferente", "Diferente", "Diferente", "Diferente"),
         "Estructura de correlación" = c("-", "-", "Independencia de\n primer orden", "AR(1)",
         "Efectos aleatorios" = c("Ordenada\n aleatoria", "Ordenada\n aleatoria", "Ordenada\n a
  gt() |>
  tab_options(table.background.color = "#c6d8f2",
              table.font.size = px(15),
              table.font.color = "#0e1c36", heading.title.font.size = px(18), table.border.botto
  tab_spanner(
    label = "Variancia",
    columns = c(Grupos, Tiempo)
  ) |>
  tab_style(
    style = list(
      cell_fill(color = "#0e1c36"),
      cell_text(color = "#efdbbd")
    ),
   locations = cells_body(
      rows = c(5)
    )
  ) |>
  tab_style(
    style = list(
      cell_text(weight = "bold") # Apply bold styling
    ),
    locations = cells_column_labels() # Target column names
  ) |>
  tab_style(
    style = list(
      cell_text(weight = "bold") # Apply bold styling
    ),
    locations = cells_column_spanners() )# Target column names |>
```

				Varia	ancia		
Modelo	GL	AIC	BIC	Grupos	Tiempo	Estructura de correlación	Efectos aleatorios
1	. 14	1202.229	1250.423	Diferente	Diferente	-	Ordenada aleatoria
2	2 12	1200.653	1241.962	Iguales	Diferente	-	Ordenada aleatoria
3	13	1155.472	1200.224	Iguales	Diferente	Independencia de primer orden	Ordenada aleatoria
4	13	1153.764	1198.516	Iguales	Diferente	AR(1)	Ordenada aleatoria
5	5 13	1153.233	1197.984	Iguales	Diferente	Gaussiana	Ordenada aleatoria

```
# gtsave(filename = "tabla_anova.png", path = "Imgs/Graficos")
# Dataframe para hacer el gráfico comparativo
datos_comparacion <- datos_largo |>
  select(grupo, minuto, bis)
# Predicciones para el modelo spline
predicciones <- as.data.frame(predict(spline_5, datos_largo)) |> # Predicciones con el modelo s
  mutate(grupo = paste0(datos_comparacion$grupo,"s"),
         minuto = datos_comparacion$minuto) |>
  rename(bis = `predict(spline_5, datos_largo)`)
# Predicciones para el modelo cuadrático
predicciones2 <- as.data.frame(predict(m5, datos_largo)) |> # Predicciones con el modelo cuadra
  mutate(grupo = paste0(datos_comparacion$grupo,"2"),
         minuto = datos_comparacion$minuto) |>
  rename(bis = `predict(m5, datos_largo)`)
# Se agregan los dataframe creados antes al dataframe para hacer el gráfico
datos_comparacion <- rbind(datos_comparacion, predicciones, predicciones2)</pre>
# Reordenamos los niveles del factor
niveles <- forcats::fct_relevel(datos_comparacion$grupo, c("DEX", "MDZ", "DEXs", "MDZs", "DEX2"
# Grafico con las predicciones
datos_comparacion |>
  mutate(grupo = niveles) |>
  arrange(grupo) |>
  ggplot(
    aes(x=minuto, y = bis, color=grupo, group = grupo)
  geom_point(stat='summary', fun.y='mean') +
  geom_line(stat='summary', fun.y='mean', size = 1, data = filter(datos_comparacion, grupo == '
  geom_line(stat='summary', fun.y='mean', size = 1, data = filter(datos_comparacion, grupo == '
            lty = "dashed", alpha = 0.7, linewidth = 1.4) +
  geom_line(stat='summary', fun.y='mean', size = 1, data = filter(datos_comparacion, grupo == '
```



Análisis de la parte media

Modelo maximal para la parte media usando la regresión spline

$$\begin{cases} Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1M} \cdot t_{ij} + \beta_{2M} \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3M} \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \beta_{4M} \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \epsilon_{ij} \\ Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1D} \cdot t_{ij} + \beta_{2D} \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3D} \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \beta_{4D} \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \epsilon_{ij} \end{cases}$$

Droga proporcionada: I Droga proporcionada: I

Prueba de hipótesis de interés

• El efecto del indice de masa corporal sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo para ambos tratamientos durante todo el estudio

$$H_0)_{\beta_{4M} = \beta_{4D}}^{\beta_{2M} = \beta_{2D}} \Rightarrow H_0)_{\beta_{4M} - \beta_{4D} = 0}^{\beta_{2M} - \beta_{2D} = 0}$$

```
# Modelo saturado reajustado con maxima verosimilitud
  spline_5_1 <- update(spline_5, method = "ML")</pre>
  # Modelo con el mismo cambio en el IMC para cada grupo
  spline_5_2 <- update(spline_5_1, fixed = bis ~ 1 + minuto:grupo + minuto_15:grupo + minuto:ind
  # Prueba de hipótesis
  anova(spline_5_1, spline_5_2)
           Model df
                         AIC
                                  BIC
                                         logLik
                                                  Test L.Ratio p-value
spline 5 1
             1 13 1089.872 1135.120 -531.9360
spline_5_2
               2 11 1086.582 1124.869 -532.2911 1 vs 2 0.7101416 0.7011
  # Prueba de hipótesis a través del test de Wald
  Lt = matrix(c(0,0,0,0,0,1,-1,0,0,
               0,0,0,0,0,0,0,1,-1), byrow = T, nrow = 2)
  anova(spline_5_1, L = Lt)
F-test for linear combination(s)
  minuto:grupoDEX:ind_mc minuto:grupoMDZ:ind_mc grupoDEX:minuto_15:ind_mc
                       1
                                                                         0
1
2
                                              0
                                                                         1
  grupoMDZ:minuto_15:ind_mc
1
2
                F-value p-value
  numDF denDF
          184 0.3467599 0.7074
  # No RHO, implica mismo cambio en el IMC
```

El efecto del índice de masa corporal sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo para ambos tratamientos durante todo el estudio

$$\begin{cases} Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1M} \cdot t_{ij} + \beta_2 \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3M} \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \beta_4 \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \epsilon_{ij} \\ Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1D} \cdot t_{ij} + \beta_2 \cdot I_i \cdot t_{ij} + \beta_{3D} \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \beta_4 \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ + \epsilon_{ij} \end{cases}$$
 Droga proporcionada: MDZ Droga proporcionada: DEZ

• El efecto de las drogas en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo durante todo el estudio

$$H_0)_{\beta_{3M} = \beta_{3D}}^{\beta_{1M} = \beta_{1D}} \Rightarrow H_0)_{\beta_{3M} - \beta_{3D} = 0}^{\beta_{1M} - \beta_{1D} = 0}$$

```
# Modelo considerando la misma tasa de cambio para cada grupo
  spline_5_3 <- update(spline_5_2, fixed = bis ~ 1 + minuto + minuto_15 + minuto:ind_mc + minuto_</pre>
  # Prueba de hipótesis
  anova(spline_5_2, spline_5_3)
           Model df
                        AIC
                                 BIC
                                        logLik
                                                 Test L.Ratio p-value
              1 11 1086.582 1124.869 -532.2911
spline 5 2
                 9 1162.118 1193.444 -572.0592 1 vs 2 79.53609 <.0001
spline_5_3
  # Prueba de hipótesis a través del test de Wald
  0, 0, 0, 1, -1, 0, 0), \text{ nrow } = 2, \text{ byrow } = T)
  anova(spline_5_2, L = Lt)
F-test for linear combination(s)
  minuto:grupoDEX minuto:grupoMDZ grupoDEX:minuto_15 grupoMDZ:minuto_15
1
                                                                    -1
  numDF denDF F-value p-value
```

Rechazamos H_0 , por lo tanto el efecto de las drogas en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis no es el mismo durante todo el estudio

186 50.23722 <.0001

• El efecto de las drogas en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo al inicio del estudio

```
F-test for linear combination(s)
minuto:grupoDEX minuto:grupoMDZ

1 -1
numDF denDF F-value p-value
1 186 89.57634 <.0001
```

No rechazamos por lo tanto si es diferente al principio del estudio

• El efecto de las drogas en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo a partir de los 15 minutos del estudio

```
spline_5_5 <- update(spline_5_2, fixed = bis ~ 1 + minuto:grupo + minuto_15 + minuto:ind_mc + r
  anova(spline_5_2, spline_5_5)
           Model df
                         AIC
                                  BIC
                                         logLik
                                                   Test L.Ratio p-value
               1 11 1086.582 1124.869 -532.2911
spline_5_2
spline_5_5
               2 10 1143.621 1178.428 -561.8106 1 vs 2 59.03889 <.0001
  Lt = matrix(c(0,1,-1,1,-1,0,0), byrow = T, nrow = 1)
  anova(spline_5_2, L = Lt)
F-test for linear combination(s)
   minuto:grupoDEX
                      minuto:grupoMDZ grupoDEX:minuto_15 grupoMDZ:minuto_15
                                   -1
  numDF denDF F-value p-value
1
          186 17.32459 <.0001
```

No rechazamos por lo tanto si es diferente a los 15 minutos del estudio

• El efecto del idice corporal en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis es el mismo a lo largo del estudio

```
spline_5_6 <- update(spline_5_2, fixed = bis ~ 1 + minuto:grupo + minuto_15:grupo)
anova(spline_5_2, spline_5_6)</pre>
```

```
Model df AIC BIC logLik Test L.Ratio p-value spline_5_2 1 11 1086.582 1124.869 -532.2911 spline_5_6 2 9 1095.051 1126.377 -538.5256 1 vs 2 12.46898 0.002
```

Rechazamos El efecto del idice corporal en el cambio sobre la profundidad de la hipnosis es difiere a lo largo del estudio

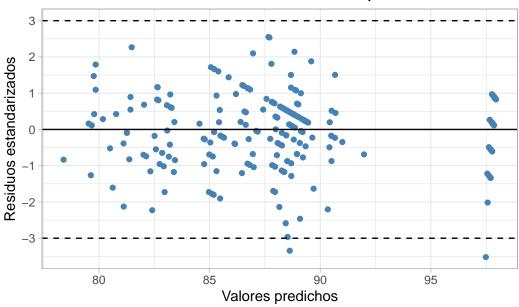
Modelo marginal estimado

```
\begin{cases} Y_{ij} = 97.7796 - 0.7917 \cdot t_{ij} - 0.0115 \cdot I_i \cdot t_{ij} + 0.7259 \cdot (t_{ij} - 15)_+ + 0.0186 \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ \\ Y_{ij} = 97.7796 - 0.3332 \cdot t_{ij} - 0.0115 \cdot I_i \cdot t_{ij} + 0.1640 \cdot (t_{ij} - 15)_+ + 0.0186 \cdot I_i \cdot (t_{ij} - 15)_+ \\ \end{cases} \qquad \text{Droga proporcional proporcional proporcional properties and the properties of the pr
```

Análisis de residuos

```
# Dataframe que tiene todos los residuos
resid.2 <- data.frame(datos_largo,</pre>
                      pred = fitted(spline_5_2),
                      resid_m = resid(spline_5_2, type = 'p', level = 0),
                      resid_c = resid(spline_5_2, type = 'p', level = 1),
                      resid_me = scale(resid(spline_5_2, type = 'r', level = 0)),
                      resid_ce = scale(resid(spline_5_2, type = 'r', level = 1)),
                      resid_m_chol = resid(spline_5_2, type = 'n', level = 0))
# Homocedasticidad
ggplot(data = resid.2) +
  geom_point(aes(x = pred, y = resid_c), color = 'steelblue') +
  geom_hline(yintercept = 0) +
  geom_hline(yintercept = c(-3, 3), linetype = 2) +
  theme_light() +
  scale_x_continuous("Valores predichos") +
  scale_y_continuous("Residuos estandarizados", breaks = seq(-3, 3, 1)) +
  labs(title = "Residuos estandarizados vs valores predichos") +
  theme(plot.title = element_text(size = 15))
```

Residuos estandarizados vs valores predichos



```
# Estructura de correlación
vgm = variogram(resid.2$id, resid.2$minuto, resid.2$resid_m_chol)
vgm1 = data.frame(vgm$svar)

ggplot(data = vgm1, aes(x = vt, y = vv)) +
    geom_point(color = 'grey50') +
    geom_hline(yintercept = 1) +
    geom_smooth(method = "loess", se = F, ) +
    theme_light() +
    scale_y_continuous("Variograma muestral", breaks = seq(0, 10, 1)) +
    labs(title = "Variograma muestral") +
    theme(plot.title = element_text(size = 15))
```

Variograma muestral

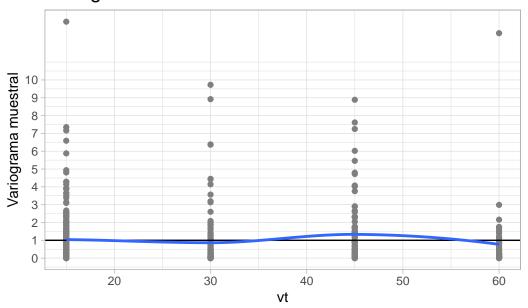
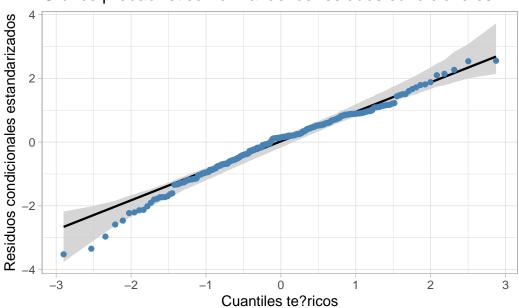


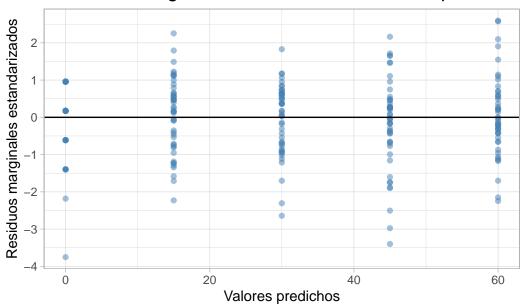
Gráfico probabilistico normal de los residuos condicionales



```
# Linealidad

ggplot(data = resid.2, aes(x = minuto, y = resid_m)) +
    geom_point(color = 'steelblue', alpha = 0.5) +
    geom_hline(yintercept = 0) +
    theme_light() +
    scale_x_continuous("Valores predichos") +
    scale_y_continuous("Residuos marginales estandarizados", breaks = seq(-10, 10, 1)) +
    labs(title = "Residuos marginales estandarizados vs tiempo") +
    theme(plot.title = element_text(size = 15))
```

Residuos marginales estandarizados vs tiempo

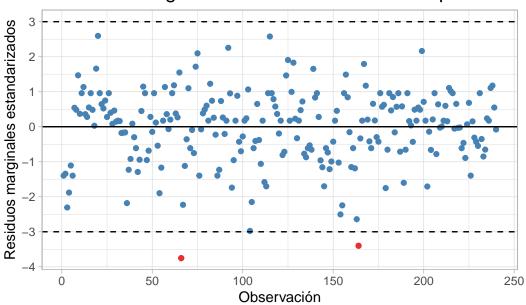


```
# Presencia de outliers

# Outliers
resid.2 = mutate(resid.2, obs = 1:nrow(datos_largo))

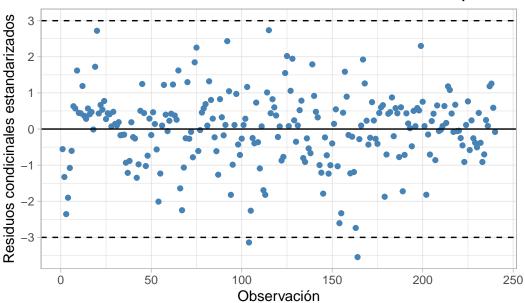
# Residuos marginales estandarizados vs observaciones
ggplot(data = resid.2) +
geom_point(aes(x = obs, y = resid_m), color = 'steelblue') +
geom_hline(yintercept = 0) +
geom_hline(yintercept = c(-3, 3), lty = "dashed") +
geom_point(data = resid.2 |> filter(resid_m < -3), aes(x = obs, y = resid_m), color = "firebutheme_light() +
scale_x_continuous("Observación") +
scale_y_continuous("Residuos marginales estandarizados", breaks = seq(-6, 6, 1)) +
labs(title = "Residuos marginales estandarizados vs tiempo") +
theme(plot.title = element_text(size = 15))</pre>
```

Residuos marginales estandarizados vs tiempo



```
# Residuos condicionales estandarizados vs tiempo
ggplot(data = resid.2) +
    geom_point(aes(x = obs, y = resid_ce), color = 'steelblue') +
    geom_hline(yintercept = 0) +
    geom_hline(yintercept = c(-3, 3), lty = "dashed") +
    theme_light() +
    scale_x_continuous("Observación") +
    scale_y_continuous("Residuos condicinales estandarizados", breaks = seq(-6, 6, 1)) +
    labs(title = "Residuos condicionales estandarizados vs tiempo") +
    theme(plot.title = element_text(size = 15))
```

Residuos condicionales estandarizados vs tiempo

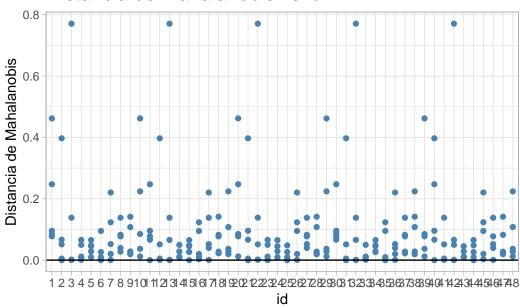


```
# Outliers en Invididuos
D = getVarCov(spline_5_2, type="random.effects")
Mi = mahalanobis(ranef(spline_5_2), 0, D)
Mi = data.frame(id = datos_largo$id, Mi)

# Distancia de Mahalanobis vs id
ggplot(data = Mi) +
    geom_point(aes(x = id, y = Mi), color = 'steelblue') +
    geom_hline(yintercept = 0) +
    theme_light() +

# scale_x_continuous("Individuo") +
    scale_y_continuous("Distancia de Mahalanobis") + #, breaks = seq(-6, 6, 1)) +
    labs(title = "Distancia de Mahalanobis vs id") +
    theme(plot.title = element_text(size = 15))
```

Distancia de Mahalanobis vs id



Para identificar cuales son esas observaciones
Mi |> filter(Mi > 0.6)

- id Mi 1 3 0.7708712
- 2 13 0.7708712
- 3 22 0.7708712
- 4 32 0.7708712
- 5 42 0.7708712

Parámetros estimados del modelo final

$$\begin{array}{ccc} \hat{\beta}_0 & 97.7796 \\ \hat{\beta}_{1M} & -0.7917 \\ \hat{\beta}_{1D} & -0.3332 \\ \hat{\beta}_2 & -0.0115 \\ \hat{\beta}_{3M} & 0.7259 \\ \hat{\beta}_{3D} & 0.1640 \\ \hat{\beta}_4 & 0.0186 \end{array}$$