

# Análisis Principal

Manuela Lopez Cambron, 1673688

2026-01-17

```
df <- read.csv("prado_variables.csv", stringsAsFactors = TRUE)

df$sop_montaje <- as.factor(df$sop_montaje)
df$serie <- as.factor(df$serie)

str(df)
```

```
## 'data.frame': 7035 obs. of 12 variables:
## $ exito : int 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 ...
## $ area : num 81423 81423 52600 37000 44955 ...
## $ tam_cat : Factor w/ 3 levels "grande","mediano",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 ...
## $ orientacion: Factor w/ 3 levels "cuadrado","horizontal",...: 2 2 2 3 2 2 1 2 3 2 ...
## $ soporte_grp: Factor w/ 5 levels "Lienzo","Metal",...: 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
## $ sop_montaje: Factor w/ 2 levels "0","1": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
## $ tecnica : Factor w/ 3 levels "mixta","oleo",...: 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
## $ tipo_autor : Factor w/ 4 levels "anonimo","hombre",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## $ serie : Factor w/ 2 levels "0","1": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
## $ fecha_est : int 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 ...
## $ fecha_ancho: int 99 99 99 99 99 99 99 99 99 99 ...
## $ tema : Factor w/ 10 levels "bodegon_floral",...: 8 8 8 8 8 8 8 8 8 8 ...
```

## ANÁLISIS PRINCIPAL

Primeramente generamos la submuestra de la población aplicando la regla estructural de ‘cuadrado’.

```
# 0) Regla estructural: excluir "cuadrado"
df <- subset(df, orientacion != "cuadrado")
df$orientacion <- droplevels(df$orientacion)
dim(df)
```

```
## [1] 7002 12
```

Continuamos con un total de 7002 pinturas

Fijamos también los niveles de referencia para las variables factor. El nivel más frecuente como referencia para todos los factores a excepción de “tam\_cat” donde por interpretabilidad se define la referencia en ‘pequeno’ y las variables binarias “sop\_montaje” y “serie” donde se fija el valor “no”

```

# 1) Niveles de los factores binarios
df$sop_montaje <- factor(df$sop_montaje, levels = c(0, 1), labels = c("no", "si"))
df$serie <- factor(df$serie, levels = c(0, 1), labels = c("no", "si"))

# 2) tam_cat nominal con referencia "pequeno"
df$tam_cat <- factor(df$tam_cat, levels = c("pequeno", "mediano", "grande"))
df$tam_cat <- relevel(df$tam_cat, ref = "pequeno")

# 3) Binarios con referencia "no"
df$sop_montaje <- relevel(df$sop_montaje, ref = "no")
df$serie <- relevel(df$serie, ref = "no")

# 4) Referencias = nivel más frecuente (para el resto de factores)
ref_orientacion <- names(sort(table(df$orientacion), decreasing = TRUE))[1]
df$orientacion <- relevel(df$orientacion, ref = ref_orientacion)

ref_soporte <- names(sort(table(df$soporte_grp), decreasing = TRUE))[1]
df$soporte_grp <- relevel(df$soporte_grp, ref = ref_soporte)

ref_tecnica <- names(sort(table(df$tecnica), decreasing = TRUE))[1]
df$tecnica <- relevel(df$tecnica, ref = ref_tecnica)

ref_autor <- names(sort(table(df$tipo_autor), decreasing = TRUE))[1]
df$tipo_autor <- relevel(df$tipo_autor, ref = ref_autor)

ref_tema <- names(sort(table(df$tema), decreasing = TRUE))[1]
df$tema <- relevel(df$tema, ref = ref_tema)

str(df)

```

```

## 'data.frame': 7002 obs. of 12 variables:
## $ exito : int 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 ...
## $ area : num 81423 81423 52600 37000 44955 ...
## $ tam_cat : Factor w/ 3 levels "pequeno","mediano",...: 3 3 3 3 3 3 3 2 3 3 ...
## $ orientacion: Factor w/ 2 levels "vertical","horizontal": 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 ...
## $ soporte_grp: Factor w/ 5 levels "Lienzo","Metal",...: 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
## $ sop_montaje: Factor w/ 2 levels "no","si": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
## $ tecnica : Factor w/ 3 levels "oleo","mixta",...: 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
## $ tipo_autor : Factor w/ 4 levels "hombre","anonimo",...: 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
## $ serie : Factor w/ 2 levels "no","si": 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
## $ fecha_est : int 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 1150 ...
## $ fecha_ancho: int 99 99 99 99 99 99 99 99 99 99 ...
## $ tema : Factor w/ 10 levels "religioso","bodegon_floral",...: 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...

```

## Efectos principales

Para deterinar los efectos principales del modelo se seguirá la estructura por bloques definida en al sección de metodología

### Modelo nulo

Como punto de partida se ajustó un modelo nulo (solos intercepto), sin covariables. Este modelo proporcionará la referencia sobre el cual iremos cuantificando el aporte de los bloques que se añadirán sucesivamente.

En un modelo binario como el nuestro, el intercepto del modelo nulo estima la probabilidad media de éxito en la muestra. Recordemos que estaremos trabajando en todo momento con la sub-muestra no-cuadrado.

```
# Modelo nulo (solo intercepto)
m0 <- glm(exito ~ 1, data = df, family = binomial(link = "logit"))

# Resumen del modelo
cat("\nResumen del modelo:\n")

##
## Resumen del modelo:

summary(m0)

##
## Call:
## glm(formula = exito ~ 1, family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -1.98064    0.03661  -54.1   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##    Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## AIC: 5175.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

# Probabilidad media estimada de éxito (a partir del intercepto)
cat("\nProbabilidad estimada de éxito:\n")

##
## Probabilidad estimada de éxito:

p0 <- plogis(coef(m0)[1])
p0

## (Intercept)
##    0.1212511
```

## Bloque 1: Datación y control de incertidumbre

Se incorpora la variable “fecha\_est” mediante spline y su covariable de incertidumbre “fecha\_ancho”, comparando especificación lineal vs flexible (spline).

```

library(splines)

# Transformación log(fecha_ancho)
df$log_ancho <- log1p(df$fecha_ancho)

# Modelo A: control lineal en log_ancho
m1_lin <- glm(exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho,
              data = df, family = binomial(link = "logit"))

# Modelo B: control flexible (spline) en log_ancho
m1_spl <- glm(exito ~ ns(fecha_est, 3) + ns(log_ancho, 3),
              data = df, family = binomial(link = "logit"))

## Warning in ns(log_ancho, 3): moviendo los nudos 'interiores' que coinciden con
## los nudos de límite hacia adentro

# Resúmenes (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m1_lin (control lineal):\n")

##
## Resumen del modelo m1_lin (control lineal):

summary(m1_lin)

##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho, family = binomial(link = "logit"),
##      data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)   -2.196862    0.566571  -3.877 0.000106 ***
## ns(fecha_est, 3)1  0.281381    0.368057   0.765 0.444567
## ns(fecha_est, 3)2  0.558190    1.192596   0.468 0.639751
## ns(fecha_est, 3)3  1.153682    0.297870   3.873 0.000107 ***
## log_ancho       0.005883    0.022782   0.258 0.796244
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 5120.5  on 6997  degrees of freedom
## AIC: 5130.5
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

cat("\nResumen del modelo m1_spl (control flexible spline):\n")

##
## Resumen del modelo m1_spl (control flexible spline):

```

```
summary(m1_spl)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + ns(log_ancho, 3), family = binomial(link = "logit"),
##      data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -2.235466    0.571676  -3.910 9.22e-05 ***
## ns(fecha_est, 3)1  0.276625    0.369477   0.749 0.454041
## ns(fecha_est, 3)2  0.730706    1.206027   0.606 0.544596
## ns(fecha_est, 3)3  1.135879    0.300691   3.778 0.000158 ***
## ns(log_ancho, 3)1 -0.283268    0.340571  -0.832 0.405553
## ns(log_ancho, 3)2  0.009094    0.236265   0.038 0.969298
## ns(log_ancho, 3)3  0.431797    0.283258   1.524 0.127410
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 5117.3  on 6995  degrees of freedom
## AIC: 5131.3
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Comprobamos la aportación del bloque comparando ambas especificaciones con el modelo nulo:

```
# Comparación --> aporte del Bloque 1

# Información
cat("\nAporte de información del Bloque 1 (control lineal):\n")
```

```
##
## Aporte de información del Bloque 1 (control lineal):
```

```
anova(m0, m1_lin, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ 1
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)
## 1      7001      5173.2
## 2      6997      5120.5  4    52.682 9.933e-11 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\nAporte de información del Bloque 1 (control flexible spline):\n")
```

```
##  
## Aporte de información del Bloque 1 (control flexible spline):
```

```
anova(m0, m1_spl, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table  
##  
## Model 1: exito ~ 1  
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + ns(log_ancho, 3)  
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)  
## 1      7001      5173.2  
## 2      6995      5117.3  6   55.875 3.085e-10 ***  
## ---  
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# Complejidad
```

```
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##  
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m0, m1_lin, m1_spl)
```

```
##      df      AIC  
## m0      1 5175.221  
## m1_lin  5 5130.540  
## m1_spl  7 5131.346
```

```
BIC(m0, m1_lin, m1_spl)
```

```
##      df      BIC  
## m0      1 5182.075  
## m1_lin  5 5164.809  
## m1_spl  7 5179.324
```

Comparamos también las dos formas funcionales del control:

```
# Comparación --> formas funcionales
```

```
cat("\nAporte de información entre opciones (m1_lin vs m1_spl)\n")
```

```
##  
## Aporte de información entre opciones (m1_lin vs m1_spl)
```

```
anova(m1_lin, m1_spl, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + ns(log_ancho, 3)
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6997      5120.5
## 2      6995      5117.3  2    3.1933    0.2026
```

El aporte del bloque 1 es claramente significativo. Ambas especificaciones mejoraron significativamente el modelo nulo (LRT  $p = 9.933e - 11$ ,  $p = 3.085e - 10$ ). Sin embargo, la especificación flexible no proporcionó mejora adicional frente a la lineal (LRT  $p = 0.2026$ ) y presentó peor ajuste penalizado por complejidad (AIC y BIC mayores). Por esta razón, se adoptó para los modelos posteriores la especificación lineal  $\log(1 + fecha\_ancho)$  como ajuste definitivo del control de incertidumbre en la datación.

Modelo resultante después de añadir Bloque 1:

```
m1 <- m1_lin
```

## Bloque 2: Morfología

Se incorporan las variables morfológicas de tamaño i formato, “area” y “orientación” respectivamente. Se evaluará si aportan información adicional, una vez controlado el efecto de datación (bloque 1). La variable “area” se introducirá mediante una transformación logarítmica  $\log(area)$  (puedo ser tratada de manera flexible, si se observaran problemas. También se proporcionará un modelo secundario sustituyendo “area” por “tam\_cat” (categorización de área), y se compararán. Se decidirá el mejor modelo siguiendo las indicaciones de la sección de metodología, que resumidamente dictan lo siguiente:

- si “area” presenta problemas o no mejora sustancialmente más que “tam\_cat”, permitimos ajuste flexible (spline) y si no funciona elegimos “tam\_cat”
- si “area” mejora sustancialmente más que “tam\_cat”, elegimos “area”
- si “area” y “tam\_cat” proporcionan resultados cualitativamente iguales, elegimos “area” pero manteniendo el modelo secundario “tam\_cat” para interpretaciones claras.

```
# Transformación log(area)
df$log_area <- log(df$area)

# BLOQUE 2 (principal candidato): log(area) + orientacion
m2_area <- update(m1, . ~ . + log_area + orientacion)

# BLOQUE 2 (secundario): tam_cat + orientacion
m2_tamcat <- update(m1, . ~ . + tam_cat + orientacion)

# Resúmenes (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m2_area (+ log_area + orientacion):\n")

##
## Resumen del modelo m2_area (+ log_area + orientacion):

summary(m2_area)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area +
##      orientacion, family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -4.25953    0.59078  -7.210 5.60e-13 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.28980    0.34895   0.830  0.406
## ns(fecha_est, 3)2    0.62087    1.09593   0.567  0.571
## ns(fecha_est, 3)3    1.23351    0.28872   4.272 1.93e-05 ***
## log_ancho        0.01594    0.02311   0.690  0.490
## log_area         0.20309    0.02793   7.270 3.59e-13 ***
## orientacionhorizontal 0.31893    0.07498   4.254 2.10e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 5041.3  on 6995  degrees of freedom
## AIC: 5055.3
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
cat("\nResumen del modelo m2_tamcat (+ tam_cat + orientacion):\n")
```

```
##
## Resumen del modelo m2_tamcat (+ tam_cat + orientacion):
```

```
summary(m2_tamcat)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##      orientacion, family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -2.73124    0.51870  -5.266 1.40e-07 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.28359    0.34751   0.816 0.414477
## ns(fecha_est, 3)2    0.79117    1.08007   0.733 0.463853
## ns(fecha_est, 3)3    1.32863    0.28962   4.588 4.49e-06 ***
## log_ancho        0.02080    0.02322   0.895 0.370524
## tam_catmediano    -0.05917    0.10356  -0.571 0.567752
## tam_catgrande     0.78797    0.09017   8.739 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.28613    0.07535   3.797 0.000146 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
```



```
## Residual deviance: 4979.6  on 6994  degrees of freedom
## AIC: 4995.6
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
# Comparación --> aporte del Bloque 2
```

```
# Información
```

```
cat("\nAporte de información del Bloque 2 (tamaño continuo):\n")
```

```
##
## Aporte de información del Bloque 2 (tamaño continuo):
```

```
anova(m1, m2_area, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)
## 1         6997      5120.5
## 2         6995      5041.3  2    79.258 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\nAporte de información del Bloque 2 (tamaño categórico):\n")
```

```
##
## Aporte de información del Bloque 2 (tamaño categórico):
```

```
anova(m1, m2_tamcat, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)
## 1         6997      5120.5
## 2         6994      4979.6  3    140.96 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# Complejidad
```

```
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m1, m2_area, m2_tamcat)
```

```
##           df      AIC
## m1         5 5130.540
## m2_area     7 5055.282
## m2_tamcat   8 4995.578
```

```
BIC(m1, m2_area, m2_tamcat)
```

```
##           df      BIC
## m1         5 5164.809
## m2_area     7 5103.259
## m2_tamcat   8 5050.410
```

Ambas opciones del tamaño ( $\log(\text{area})$  continua vs.  $\text{tam\_cat}$  categórica) aportan información adicional tras controlar la datación (LRT  $p < 2.2e - 16$  en mabos casos). Sin embargo, la especificación categórica presenta mejor ajuste-complejidad con AIC y BIC sustancialmente menores (AIC: 5055.282 vs 4995.578; BIC: 5103.259 vs 5050.410).

Antes de seleccionar “ $\text{tam\_cat}$ ” debemos tener en cuenta que podría haber una relación no lineal que actualmente  $\log(\text{area})$  no esta pudiendo capturar. Por esta razón y dado que “ $\text{area}$ ” ha demostrado mejorar el ajuste, frente al modelo anterior (m1), flexibilizaremos su especificacion (spline) y entonces volveremos a comparar con “ $\text{tam\_cat}$ ”, para asegurar una decisión justa y cerrada.

```
# Version flexible de log(area)
m2_area_spl <- update(m1, . ~ . + splines::ns(log_area, 3) + orientacion)

# Resúmenes (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
summary(m2_area_spl)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + splines::ns(log_area,
##      3) + orientacion, family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -1.22978    0.63252  -1.944   0.0519 .
## ns(fecha_est, 3)1    0.32524    0.34814   0.934   0.3502
## ns(fecha_est, 3)2    0.88045    1.08906   0.808   0.4188
## ns(fecha_est, 3)3    1.37677    0.29055   4.738 2.15e-06 ***
## log_ancho        0.01984    0.02322   0.854   0.3929
## splines::ns(log_area, 3)1  1.11636    0.22536   4.954 7.28e-07 ***
## splines::ns(log_area, 3)2 -4.07339    0.99796  -4.082 4.47e-05 ***
## splines::ns(log_area, 3)3 -2.07463    0.81446  -2.547  0.0109 *
## orientacionhorizontal  0.32149    0.07622   4.218 2.47e-05 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
```

```
## Residual deviance: 4999.2 on 6993 degrees of freedom
## AIC: 5017.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
# Comparaciones
cat("\nAporte de la opción log(area) flexible")
```

```
##
## Aporte de la opción log(area) flexible
```

```
anova(m1, m2_area_spl, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + splines::ns(log_area,
##           3) + orientacion
##      Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1          6997          5120.5
## 2          6993          4999.2  4    121.3 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\nComplejidad de la opción log(area) flexible")
```

```
##
## Complejidad de la opción log(area) flexible
```

```
AIC(m2_area, m2_area_spl, m2_tamcat)
```

```
##           df      AIC
## m2_area      7 5055.282
## m2_area_spl  9 5017.241
## m2_tamcat     8 4995.578
```

```
BIC(m2_area, m2_area_spl, m2_tamcat)
```

```
##           df      BIC
## m2_area      7 5103.259
## m2_area_spl  9 5078.926
## m2_tamcat     8 5050.410
```

El modelo con  $\log(\text{area})$  lineal mejoró el ajuste, y al permitir no linealidad, el ajuste mejoró frente al lineal (AIC: 5017.2 vs 5055.3). Sin embargo, la especificación categórica “tam\_cat” presentó el mejor compromiso ajuste-complejidad, con AIC y BIC claramente inferiores (AIC: 4995.6 vs 5017.241; BIC: 5050.4 vs 5078.9), superando también a la versión flexible del tamaño continuo. Por ello, se seleccionó “tam\_cat” como representación principal del tamaño para los modelos posteriores.

También se considera manejar en un modelo alternativo la opción de especificación continua del tamaño en versión lineal ( $\log(\text{area})$  sin spline). El único objetivo de mantener esta opción como alternativa es el de

aportar un modelo más parsimonioso de manera que, aunque su versión flexible mostró un mejor ajuste, no cumple con nuestro objetivo. Vemos que  $\log(\text{area})$  añade 1 parámetro (uno menos que “tam\_cat”) mientras que  $\text{ns}(\log(\text{area}), 3)$  añade 3 parámetros (uno más que “tam\_cat”).

Modelo resultante después de añadir Bloque 2:

```
m2 <- m2_tamcat
```

Opción alternativa: especificación continua del tamaño en versión lineal ( $\log(\text{area})$ )

### Bloque 3: Material y técnica

Se incorporan las variables “soporte” y “técnica” para evaluar si aporta información adicional, una vez controlado los efectos de datación (Bloque 1) y morfología (Bloque 2). Se evaluará adicionalmente la inclusión de “sop\_montaje” como extensión del bloque 3, comparando el modelo con y sin dicha covariable.

```
# BLOQUE 3 (versión base): soporte + técnica
m3_base <- update(m2, . ~ . + soporte_grp + tecnica)

# Resúmenes (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m3_base (soporte_grp + tecnica):\n")
```

```
##
## Resumen del modelo m3_base (soporte_grp + tecnica):
```

```
summary(m3_base)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##      orientacion + soporte_grp + tecnica, family = binomial(link = "logit"),
##      data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)      -2.79671    0.80534  -3.473 0.000515 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.48024    0.51028   0.941 0.346638
## ns(fecha_est, 3)2    0.48756    1.64070   0.297 0.766340
## ns(fecha_est, 3)3    1.34361    0.37971   3.538 0.000402 ***
## log_ancho         0.02672    0.02332   1.145 0.252053
## tam_catmediano     -0.01022    0.10856  -0.094 0.925009
## tam_catgrande       0.87222    0.10134   8.607 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.30720    0.07600   4.042 5.3e-05 ***
## soporte_grpMetal    -0.42723    0.37381  -1.143 0.253079
## soporte_grpMural     0.01942    0.57110   0.034 0.972878
## soporte_grpOtros     -0.61197    0.35760  -1.711 0.087015 .
## soporte_grpTabla/Panel 0.42302    0.12836   3.296 0.000982 ***
## tecnicamixta         0.23995    0.31820   0.754 0.450798
## tecnicaotras        -0.49263    0.45853  -1.074 0.282659
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
```

```
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 4958.2  on 6988  degrees of freedom
## AIC: 4986.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

```
# Comparación--> aporte del Bloque 3
```

```
# Información
```

```
cat("\nAporte de información del Bloque 3:\n")
```

```
##
## Aporte de información del Bloque 3:
```

```
anova(m2, m3_base, test = "Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
##      soporte_grp + tecnica
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1         6994      4979.6
## 2         6988      4958.2  6    21.388 0.001562 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# Complejidad
```

```
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m2, m3_base)
```

```
##           df      AIC
## m2           8 4995.578
## m3_base     14 4986.190
```

```
BIC(m2, m3_base)
```

```
##           df      BIC
## m2           8 5050.410
## m3_base     14 5082.146
```

La inclusión conjunta de “soporte\_grp” y “tecnica” produjo una mejora significativa respecto al modelo con datación y morfología (LRT  $p = 0.0016$ ) también mejoró el ajuste penalizado por AIC ( $\Delta AIC \approx -9.4$ ), aunque el BIC aumentó ( $\Delta BIC \approx +31.7$ ) (mayor penalización por el número de parámetros añadidos). Debido al objetivo descriptivo de nuestro estudio, se decide mantener el bloque por su relevancia teórica y por la evidencia global de aporte de información.

Extenderemos este bloque añadiendo ahora la variable “sop\_montaje”, de menos interés conceptual pero con posibles implicaciones en el modelo.

```

# BLOQUE 3 (extendido): + sop_montaje
m3_montaje <- update(m3_base, . ~ . + sop_montaje)

# Resúmenes (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m3_montaje (+ sop_montaje):\n")

##
## Resumen del modelo m3_montaje (+ sop_montaje):

summary(m3_montaje)

##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##      orientacion + soporte_grp + tecnica + sop_montaje, family = binomial(link = "logit"),
##      data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -2.96963     0.81163  -3.659 0.000253 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.57214     0.51384   1.113 0.265504
## ns(fecha_est, 3)2    0.71908     1.64930   0.436 0.662845
## ns(fecha_est, 3)3    1.36744     0.38144   3.585 0.000337 ***
## log_ancho        0.02733     0.02336   1.170 0.242037
## tam_catmediano     0.03877     0.11065   0.350 0.726076
## tam_catgrande      0.92523     0.10389   8.906 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.28996     0.07642   3.794 0.000148 ***
## soporte_grpMetal   -0.38208     0.37425  -1.021 0.307289
## soporte_grpMural   -0.47967     0.59858  -0.801 0.422925
## soporte_grpOtros   -1.02754     0.39171  -2.623 0.008710 **
## soporte_grpTabla/Panel 0.45681     0.12918   3.536 0.000406 ***
## tecnicamixta        0.13121     0.32296   0.406 0.684539
## tecnicaotras       -0.50543     0.45654  -1.107 0.268262
## sop_montajesi       0.62183     0.22806   2.727 0.006399 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 4951.4  on 6987  degrees of freedom
## AIC: 4981.4
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5

# Comparación--> aporte de sop_montaje

# Información
cat("\nAporte de informacion de sop_montaje (m3_montaje vs m3_base):\n")

##
## Aporte de informacion de sop_montaje (m3_montaje vs m3_base):

```

```
anova(m3_base, m3_montaje, test = "Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
##   soporte_grp + tecnica
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
##   soporte_grp + tecnica + sop_montaje
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6988      4958.2
## 2      6987      4951.4  1    6.8297 0.008965 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\nComplejidad de sop_montaje:\n")
```

```
##
## Complejidad de sop_montaje:
```

```
AIC(m2, m3_base, m3_montaje)
```

```
##           df      AIC
## m2           8 4995.578
## m3_base      14 4986.190
## m3_montaje   15 4981.361
```

```
BIC(m2, m3_base, m3_montaje)
```

```
##           df      BIC
## m2           8 5050.410
## m3_base      14 5082.146
## m3_montaje   15 5084.170
```

Se observó una mejora significativa del ajuste respecto al modelo sin esta covariable (LRT  $p = 0.009$ ). El AIC disminuyó ( $\Delta AIC \approx -4.8$ ), indicando una mejora del ajuste penalizado por complejidad, aunque el BIC aumentó ligeramente ( $\Delta BIC \approx +2$ ), el incremento fue pequeño. Por tanto, se retuvo “sop\_montaje” en el modelo para los bloques posteriores.

Sin embargo, debemos recordar que aunque el incremento en BIC para la inclusión de “sop\_montaje” fue pequeño, la inclusión de Bloque 3 ya produjo aumento fuerte en BIC por lo que la complejidad añadida de todo el bloque más el extra sí representa un valor sustancial ( $\Delta_{total} BIC \approx +33.76$ ). Por esta razón se ha decidido contemplar como modelo alternativo la opción sin este bloque.

Modelo resultante después de añadir Bloque 3:

```
m3 <- m3_montaje
```

Opción alternativa: modelo sin Bloque 3 (y sin sop\_montaje)

#### Bloque 4: Iconografía

Se incorpora la variable “tema” para evaluar si la iconografía de la pintura aporta información adicional sobre la probabilidad de éxito, una vez controlados los efectos de datación (Bloque 1), morfología (Bloque 2) y material/técnica (Bloque 3).

```
# BLOQUE 4: + tema
m4 <- update(m3, . ~ . + tema)

# Resumen (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m4 (+ tema):\n")
```

```
##
## Resumen del modelo m4 (+ tema):
```

```
summary(m4)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##      orientacion + soporte_grp + tecnica + sop_montaje + tema,
##      family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)      -2.89593    0.81312  -3.561 0.000369 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.35386    0.51971   0.681 0.495950
## ns(fecha_est, 3)2    0.29688    1.65697   0.179 0.857805
## ns(fecha_est, 3)3    1.09256    0.39165   2.790 0.005276 **
## log_ancho          0.02190    0.02368   0.925 0.355093
## tam_catmediano       0.05067    0.11166   0.454 0.650006
## tam_catgrande        0.96512    0.10688   9.030 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.19017    0.08261   2.302 0.021330 *
## soporte_grpMetal     -0.35667    0.37547  -0.950 0.342142
## soporte_grpMural     -0.34853    0.60487  -0.576 0.564468
## soporte_grpOtros     -1.05595    0.39362  -2.683 0.007304 **
## soporte_grpTabla/Panel 0.45804    0.12996   3.524 0.000424 ***
## tecnicamixta          0.14652    0.32325   0.453 0.650367
## tecnicaotras         -0.50622    0.46168  -1.096 0.272869
## sop_montajesi         0.50444    0.23263   2.168 0.030123 *
## temabodegon_floral    0.24274    0.20628   1.177 0.239292
## temacaza_animales     0.24223    0.29396   0.824 0.409922
## temahistoria_alegoria 0.43853    0.19540   2.244 0.024817 *
## temamitologia        -0.16475    0.24454  -0.674 0.500499
## temaotros             0.32485    0.11615   2.797 0.005160 **
## temapaisaje_lugares    0.53717    0.12832   4.186 2.84e-05 ***
## temaproceso_obra     -0.12504    0.34553  -0.362 0.717437
## temaretrato_corte     0.12704    0.12903   0.985 0.324839
## temavida_cotidiana    -0.02667    0.18739  -0.142 0.886835
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 4925.0  on 6978  degrees of freedom
## AIC: 4973
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```



```
# Comparación--> aporte del Bloque 4
# Información
cat("\nAporte de información del Bloque 4:\n")
```

```
##
## Aporte de información del Bloque 4:
```

```
anova(m3, m4, test = "Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
##      soporte_grp + tecnica + sop_montaje
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
##      soporte_grp + tecnica + sop_montaje + tema
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6987      4951.4
## 2      6978      4925.0  9   26.326 0.001806 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# Complejidad
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m3, m4)
```

```
##      df      AIC
## m3 15 4981.361
## m4 24 4973.034
```

```
BIC(m3, m4)
```

```
##      df      BIC
## m3 15 5084.170
## m4 24 5137.529
```

El bloque iconográfico (tema) mejoró significativamente el ajuste (LRT  $p = 0.0018$ ) y redujo el AIC ( $\Delta AIC \approx -8.3$ ), pero incrementó fuertemente el BIC ( $\Delta BIC \approx +53$ ), reflejando un aumento importante de complejidad por el número de niveles de tema (se añaden 9 parámetros). Dado que el objetivo principal del estudio es caracterizar el éxito con un modelo parsimonioso y fácilmente interpretable, se decidió mantener como modelo principal el que excluye tema.

Sin embargo, dado el interés interpretativo de la iconografía, se mantiene el modelo con tema como análisis complementario específico para interpretar relaciones temáticas. Por lo tanto, el modelo resultante después del Bloque 4 es el 'm3' y la opción alternativa contempla la inclusión de "tema"

## Bloque 5: autoría y serie

Se incorporan las variables tipo\_autor y serie para evaluar si la información de autoría y pertenencia a serie aporta información adicional sobre la probabilidad de éxito, una vez controlados los efectos de datación (Bloque 1), morfología (Bloque 2) y material/técnica (Bloque 3)

```

# BLOQUE 5: + tipo_autor + serie
m5 <- update(m3, . ~ . + tipo_autor + serie)

# Resumen (por si aparecen warnings / coeficientes raros / SE enormes)
cat("\nResumen del modelo m5 (+ tipo_autor + serie):\n")

##
## Resumen del modelo m5 (+ tipo_autor + serie):

summary(m5)

##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##      orientacion + soporte_grp + tecnica + sop_montaje + tipo_autor +
##      serie, family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -3.06043     0.81063  -3.775 0.000160 ***
## ns(fecha_est, 3)1     0.53869     0.51245   1.051 0.293167
## ns(fecha_est, 3)2     0.79959     1.64715   0.485 0.627363
## ns(fecha_est, 3)3     1.58729     0.38637   4.108 3.99e-05 ***
## log_ancho         0.03005     0.02515   1.195 0.232158
## tam_catmediano      0.02607     0.11075   0.235 0.813900
## tam_catgrande       0.90722     0.10450   8.682 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.30481     0.07685   3.966 7.31e-05 ***
## soporte_grpMetal    -0.39608     0.37477  -1.057 0.290580
## soporte_grpMural    -0.74904     0.60922  -1.230 0.218881
## soporte_grpOtros    -1.09376     0.39672  -2.757 0.005834 **
## soporte_grpTabla/Panel 0.47281     0.13000   3.637 0.000276 ***
## tecnicamixta         0.09739     0.32300   0.302 0.763017
## tecnicaotras        -0.60210     0.45983  -1.309 0.190401
## sop_montajesi        0.63877     0.22925   2.786 0.005331 **
## tipo_autoranonimo     0.18727     0.14766   1.268 0.204714
## tipo_autormujer       0.24135     0.39101   0.617 0.537079
## tipo_autorvarios      0.38771     0.24566   1.578 0.114509
## seriesi              0.31276     0.09621   3.251 0.001151 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 4936.8  on 6983  degrees of freedom
## AIC: 4974.8
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5

# Comparación--> aporte del Bloque 5
# Información
cat("\nAporte de información del Bloque 5:\n")

```

```
##
## Aporte de información del Bloque 5:

anova(m3, m5, test = "Chisq")

## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + tipo_autor + serie
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6987      4951.4
## 2      6983      4936.8  4    14.583 0.005649 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
# Complejidad
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m3, m5)
```

```
##      df      AIC
## m3 15 4981.361
## m5 19 4974.778
```

```
BIC(m3, m5)
```

```
##      df      BIC
## m3 15 5084.170
## m5 19 5105.003
```

El Bloque 5 (autoría y serie) mejoró significativamente el modelo previo (LRT  $p = 0.0056$ ) y redujo el AIC ( $\Delta AIC \approx -6.6$ ), aunque incrementó fuertemente el BIC ( $\Delta BIC \approx +20.8$ ), reflejando un aumento de complejidad. En este caso podemos observar algo interesante, los coeficientes pertenecientes a “tipo\_autor” no resultaron significativos, mientras que el de “serie=1” sí. Esto reflexa que el efecto significativo dentro del bloque parece concentrarse en serie. Para confirmar este hecho, se evaluará la contribución independiente de cada variable, mediante modelos parciales, antes de tomar una decisión formal sobre el modelo principal.

```
# modelos parciales del Bloque 5
m5_serie <- update(m3, . ~ . + serie)
m5_autor <- update(m3, . ~ . + tipo_autor)

# Comparaciones --> aportes de los mdoelos parciales dle Bloque 5
# Información
cat("\nAporte de información de 'serie':\n")
```

```
##
## Aporte de información de 'serie':
```

```
anova(m3, m5_serie, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6987      4951.4
## 2      6986      4940.8  1    10.572 0.001148 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\nAporte de información de 'tipo_autor':\n")
```

```
##
## Aporte de información de 'tipo_autor':
```

```
anova(m3, m5_autor, test="Chisq")
```

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + tipo_autor
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6987      4951.4
## 2      6984      4947.0  3     4.333  0.2277
```

```
# Complejidad
```

```
cat("\nAporte de complejidad:\n")
```

```
##
## Aporte de complejidad:
```

```
AIC(m3, m5_serie, m5_autor, m5)
```

```
##           df      AIC
## m3         15 4981.361
## m5_serie   16 4972.789
## m5_autor   18 4983.028
## m5         19 4974.778
```

```
BIC(m3, m5_serie, m5_autor, m5)
```

```
##          df          BIC
## m3          15 5084.170
## m5_serie    16 5082.452
## m5_autor    18 5106.399
## m5          19 5105.003
```

Efectivamente la variable “serie” sí demostró aportar información adicional (LRT  $p = 0.0011$ ) mientras que “autor” no lo hizo (LRT  $p = 0.2277$ ). También se observa como el modelo que solo incluye serie mejoró tanto el AIC como el BIC respecto al anterior modelo aceptado ‘m3’ ( $\Delta AIC \approx -8.6$ ,  $\Delta BIC \approx -1.7$ ), como al modelo completo ‘m5’. Como ver además como el modelo que incluye “tipo\_autor” presenta los valores más elevados tanto en AIC como en BIC, superando incluso los del modelo completo ‘m5’. Se decide prescindir de la variable “tipo\_autor” y conservar el modelo únicamente con la inclusión de “serie”.

Modelo resultante después de añadir Bloque 5:

```
m5 <- m5_serie
```

## Resumen

EL modelo final seleccionado incluye las variables ... y es el siguiente

!!!!!!!!!!!!!! hacer bien !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!

```
m_final <- glm(
  exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho +
    tam_cat + orientacion +
    soporte_grp + tecnica + sop_montaje +
    serie,
  data = df, family = binomial(link = "logit")
)
summary(m_final)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat +
##   orientacion + soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie,
##   family = binomial(link = "logit"), data = df)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)    -3.08223    0.81008  -3.805 0.000142 ***
## ns(fecha_est, 3)1    0.52853    0.51234   1.032 0.302257
## ns(fecha_est, 3)2    0.89450    1.64566   0.544 0.586752
## ns(fecha_est, 3)3    1.57309    0.38583   4.077 4.56e-05 ***
## log_ancho        0.03840    0.02369   1.621 0.104943
## tam_catmediano     0.02917    0.11065   0.264 0.792050
## tam_catgrande      0.90442    0.10423   8.677 < 2e-16 ***
## orientacionhorizontal 0.30672    0.07668   4.000 6.33e-05 ***
## soporte_grpMetal   -0.40578    0.37463  -1.083 0.278751
## soporte_grpMural   -0.68426    0.60301  -1.135 0.256488
## soporte_grpOtros   -1.04001    0.39270  -2.648 0.008087 **
```

```
## soporte_grpTabla/Panel  0.47486    0.12933    3.672 0.000241 ***
## tecnicamixta           0.10989    0.32302    0.340 0.733710
## tecnicaotras          -0.55246    0.45484   -1.215 0.224502
## sop_montajesi         0.63930    0.22865    2.796 0.005173 **
## seriesi               0.31701    0.09600    3.302 0.000959 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 5173.2  on 7001  degrees of freedom
## Residual deviance: 4940.8  on 6986  degrees of freedom
## AIC: 4972.8
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

## Interacciones

## Modelos alternativos

Las alternativas de enlace y penalización ya se evaluaron sobre el modelo principal por lo que los modelos complementarios se presentan bajo la versión base: el enlace logit.

Dado el interés interpretativo de tema, y visto que sí aporta información adicional pero incrementa fuertemente la complejidad (muchos niveles), su inclusión se analiza en esta sección de modelos alternativos siguiendo las siguientes estrategias:

- 1) Un modelo con tema ajustado por el conjunto completo de covariables del modelo principal
- 2) Un modelo con tema sin el bloque de material/técnica/montaje para estimar una asociación más global
- 3) Adicionalmente, una versión parsimoniosa usando log(area) lineal para cada caso anterior

De esta manera se explorará el efecto de tema tanto controlando las covariables de técnica/soporte/montaje como sin ellas para, de esta manera, poder obtener también una estimación global de su asociación con la respuesta. Esta decisión viene dada por consecuencia de nuestros objetivos e hipótesis principales. En un inicio se planteó la posibilidad de que la iconografía de la pintura podía estar relacionada con el cumplimiento de la razón áurea, por esta razón queremos explorar el efecto global de esta variable “tema”, aun sabiendo que el efecto de técnica y soporte pudiera estar incluido en la relación, ya que este modelo no pretende estimar un efecto causal directo sino capturar asociación total que puede incluir diferencias mediadas por técnica/soporte. Por otra parte. Con el objetivo de no sesgar totalmente la interpretación, también se estudiará el efecto en conjunto con estas variables: “soporte\_grp” y “tecncia”, las cuales también eran de interés. Finalmente se contempla la posibilidad de cambiar la especificación del tamaño por su versión continua lineal (log(area)) con el objetivo de simplemente controlar el efecto del tamaño, pero sin interés interpretativo en esta sección.

### Ajsute de modelos

Procedemos a ajustar todos los modelos candidatos

```
# =====
# MODELOS ALTERNATIVOS CON TEMA (resumen compacto)
```

```

# =====
# 1) ESPECIFICACIÓN DE MODELOS (sin summary)
# =====
cat("\n=====\\n1) ESPECIFICACION DE MODELOS\\n=====\\n")

##
## =====
## 1) ESPECIFICACION DE MODELOS
## =====

# Modelo final principal (sin tema, con Bloque 3, tamaño categórico)
m_final <- glm(
  exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
    soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie,
  data = df, family = binomial(link = "logit")
)
cat("\n[m_final] creado: ajuste completo + tam_cat (SIN tema)\n")

##
## [m_final] creado: ajuste completo + tam_cat (SIN tema)

# Ajuste completo + tema (tam_cat)
mT_full_tam <- update(m_final, . ~ . + tema)
cat("[mT_full_tam] creado: ajuste completo + tam_cat (CON tema)\n")

## [mT_full_tam] creado: ajuste completo + tam_cat (CON tema)

# Modelo final equivalente con log_area (sin tema)
m_final_area <- glm(
  exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion +
    soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie,
  data = df, family = binomial(link = "logit")
)
cat("[m_final_area] creado: ajuste completo + log_area (SIN tema)\n")

## [m_final_area] creado: ajuste completo + log_area (SIN tema)

# Ajuste completo + tema (log_area)
mT_full_area <- update(m_final_area, . ~ . + tema)
cat("[mT_full_area] creado: ajuste completo + log_area (CON tema)\n")

## [mT_full_area] creado: ajuste completo + log_area (CON tema)

# Sin Bloque 3 + tam_cat (sin tema)
m_noB3_tam <- glm(
  exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion + serie,
  data = df, family = binomial(link = "logit")
)
cat("[m_noB3_tam] creado: SIN Bloque 3 + tam_cat (SIN tema)\n")

```

```
## [m_noB3_tam] creado: SIN Bloque 3 + tam_cat (SIN tema)
```

```
# Sin Bloque 3 + tema (tam_cat)
mT_noB3_tam <- update(m_noB3_tam, . ~ . + tema)
cat("[mT_noB3_tam] creado: SIN Bloque 3 + tam_cat (CON tema)\n")
```

```
## [mT_noB3_tam] creado: SIN Bloque 3 + tam_cat (CON tema)
```

```
# Sin Bloque 3 + log_area (sin tema)
m_noB3_area <- glm(
  exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion + serie,
  data = df, family = binomial(link = "logit")
)
cat("[m_noB3_area] creado: SIN Bloque 3 + log_area (SIN tema)\n")
```

```
## [m_noB3_area] creado: SIN Bloque 3 + log_area (SIN tema)
```

```
# Sin Bloque 3 + tema (log_area)
mT_noB3_area <- update(m_noB3_area, . ~ . + tema)
cat("[mT_noB3_area] creado: SIN Bloque 3 + log_area (CON tema)\n")
```

```
## [mT_noB3_area] creado: SIN Bloque 3 + log_area (CON tema)
```

```
# =====
# 2) COMPARACIONES ANOVA (mínimas, aporte de informacion)
# =====
cat("\n===== \n2) COMPARACIONES (LRT - ANOVA) \n===== \n")
```

```
##
## =====
## 2) COMPARACIONES (LRT - ANOVA)
## =====
```

```
cat("\n[2.1] Aporte de tema (ajuste completo, tam_cat): m_final vs mT_full_tam\n")
```

```
##
## [2.1] Aporte de tema (ajuste completo, tam_cat): m_final vs mT_full_tam
```

```
print(anova(m_final, mT_full_tam, test = "Chisq"))
```

```
## Analysis of Deviance Table
```

```
##
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie + tema
## Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
## 1      6986      4940.8
## 2      6977      4913.6  9    27.22 0.001286 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```



```
cat("\n[2.2] Aporte de tema (ajuste completo, log_area): m_final_area vs mT_full_area\n")
```

```
##
```

```
## [2.2] Aporte de tema (ajuste completo, log_area): m_final_area vs mT_full_area
```

```
print(anova(m_final_area, mT_full_area, test = "Chisq"))
```

```
## Analysis of Deviance Table
```

```
##
```

```
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion +  
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie
```

```
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion +  
## soporte_grp + tecnica + sop_montaje + serie + tema
```

```
## Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
```

```
## 1 6987 5001.1
```

```
## 2 6978 4974.3 9 26.863 0.001473 **
```

```
## ---
```

```
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\n[2.3] Aporte de tema (SIN Bloque 3, tam_cat): m_noB3_tam vs mT_noB3_tam\n")
```

```
##
```

```
## [2.3] Aporte de tema (SIN Bloque 3, tam_cat): m_noB3_tam vs mT_noB3_tam
```

```
print(anova(m_noB3_tam, mT_noB3_tam, test = "Chisq"))
```

```
## Analysis of Deviance Table
```

```
##
```

```
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +  
## serie
```

```
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + tam_cat + orientacion +  
## serie + tema
```

```
## Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
```

```
## 1 6993 4971.0
```

```
## 2 6984 4942.6 9 28.394 0.0008193 ***
```

```
## ---
```

```
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
cat("\n[2.4] Aporte de tema (SIN Bloque 3, log_area): m_noB3_area vs mT_noB3_area\n")
```

```
##
```

```
## [2.4] Aporte de tema (SIN Bloque 3, log_area): m_noB3_area vs mT_noB3_area
```

```
print(anova(m_noB3_area, mT_noB3_area, test = "Chisq"))
```

```
## Analysis of Deviance Table
```

```
##
```

```
## Model 1: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion +  
## serie
```

```
## Model 2: exito ~ ns(fecha_est, 3) + log_ancho + log_area + orientacion +
##      serie + tema
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)
## 1      6994      5031.8
## 2      6985      5003.8  9      28 0.0009538 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Para comenzar podemos ver que tema siempre resulta significativo en cuanto a parte de información, es decir, independientemente de como controlamos el tamaño y de si incluimos o no el BLoque 3 (técnica/soprote/montaje), tema añade información. Este resultado avala nuestra intención de realizar esta recesión para interpretar la asociación de la iconografía con el cumplimiento de la razón aurea.

### Comparación de modelos

Para decidir que modelo o modelos interpretar utilizaremos los criterios AIC/BIC. Se muestran sus valores para cada modelo, y una tabla de incrementos, de manera que sea legible.

```
# =====
# 3) TABLA AIC/BIC (todos los modelos)
# =====
cat("\n===== \n3) TABLA AIC / BIC\n===== \n")
```

```
##
## =====
## 3) TABLA AIC / BIC
## =====
```

```
mods <- list(
  m_final      = m_final,
  mT_full_tam  = mT_full_tam,
  m_final_area = m_final_area,
  mT_full_area = mT_full_area,
  m_noB3_tam   = m_noB3_tam,
  mT_noB3_tam  = mT_noB3_tam,
  m_noB3_area  = m_noB3_area,
  mT_noB3_area = mT_noB3_area
)

ic_tab <- data.frame(
  modelo = names(mods),
  df      = sapply(mods, function(m) attr(logLik(m), "df")),
  AIC     = sapply(mods, AIC),
  BIC     = sapply(mods, BIC),
  row.names = NULL
)

print(ic_tab[order(ic_tab$AIC), ])
```

```
##      modelo df      AIC      BIC
## 2 mT_full_tam 25 4963.570 5134.919
## 1      m_final 16 4972.789 5082.452
## 6 mT_noB3_tam 18 4978.623 5101.994
## 5  m_noB3_tam  9 4989.017 5050.703
```

```
## 4 mT_full_area 24 5022.257 5186.752
## 3 m_final_area 15 5031.120 5133.930
## 8 mT_noB3_area 17 5037.819 5154.336
## 7 m_noB3_area 8 5047.819 5102.650
```

Dado que pretendemos explorar la asociacion de tema tanto controlando por las covariables del BLoque 3 como sin ellas, seleccionaremos de cada una la que proporcione mejores valores de AIC/BIC.

```
# =====
# Dataframe de deltas (con tema - sin tema) para AIC y BIC
# =====

delta_ic <- data.frame(
  situacion = c(
    "Ajuste completo + tam_cat",
    "Ajuste completo + log_area",
    "Sin Bloque 3 + tam_cat",
    "Sin Bloque 3 + log_area"
  ),
  modelo_sin_tema = c("m_final", "m_final_area", "m_noB3_tam", "m_noB3_area"),
  modelo_con_tema = c("mT_full_tam", "mT_full_area", "mT_noB3_tam", "mT_noB3_area"),
  AIC_sin = c(AIC(m_final), AIC(m_final_area), AIC(m_noB3_tam), AIC(m_noB3_area)),
  AIC_con = c(AIC(mT_full_tam), AIC(mT_full_area), AIC(mT_noB3_tam), AIC(mT_noB3_area)),
  BIC_sin = c(BIC(m_final), BIC(m_final_area), BIC(m_noB3_tam), BIC(m_noB3_area)),
  BIC_con = c(BIC(mT_full_tam), BIC(mT_full_area), BIC(mT_noB3_tam), BIC(mT_noB3_area)),
  stringsAsFactors = FALSE
)

# Deltas: (con tema - sin tema)
delta_ic$delta_AIC <- delta_ic$AIC_con - delta_ic$AIC_sin
delta_ic$delta_BIC <- delta_ic$BIC_con - delta_ic$BIC_sin

# (Opcional) Redondeo para informe
delta_ic$AIC_sin <- round(delta_ic$AIC_sin, 3)
delta_ic$AIC_con <- round(delta_ic$AIC_con, 3)
delta_ic$BIC_sin <- round(delta_ic$BIC_sin, 3)
delta_ic$BIC_con <- round(delta_ic$BIC_con, 3)
delta_ic$delta_AIC <- round(delta_ic$delta_AIC, 3)
delta_ic$delta_BIC <- round(delta_ic$delta_BIC, 3)

# Mostrar tabla ordenada (por mejora AIC: más negativo = mejor)
delta_ic <- delta_ic[order(delta_ic$delta_AIC), ]

delta_ic
```

```
##          situacion modelo_sin_tema modelo_con_tema  AIC_sin  AIC_con
## 3 Sin Bloque 3 + tam_cat      m_noB3_tam      mT_noB3_tam 4989.017 4978.623
## 4 Sin Bloque 3 + log_area      m_noB3_area      mT_noB3_area 5047.819 5037.819
## 1 Ajuste completo + tam_cat          m_final      mT_full_tam 4972.789 4963.570
## 2 Ajuste completo + log_area      m_final_area      mT_full_area 5031.120 5022.257
##      BIC_sin  BIC_con delta_AIC delta_BIC
## 3 5050.703 5101.994   -10.394    51.291
## 4 5102.650 5154.336   -10.000    51.685
```

```
## 1 5082.452 5134.919    -9.219    52.466
## 2 5133.930 5186.752    -8.863    52.822
```

```
delta_ic[c("situacion", "delta_AIC", "delta_BIC")]
```

```
##              situacion delta_AIC delta_BIC
## 3      Sin Bloque 3 + tam_cat   -10.394    51.291
## 4      Sin Bloque 3 + log_area   -10.000    51.685
## 1  Ajuste completo + tam_cat    -9.219    52.466
## 2  Ajuste completo + log_area    -8.863    52.822
```

Podemos ver que en ambos casos, con la inclusión del Bloque 3 (tecnica/soporte/montaje) o sin ella, los modelos preferibles son aquellos con una especificación categórica del tamaño, es decir, utilizando “tam\_cat” en vez de “area”. Por esta razón queda eliminada la opción alternativa que se había planteado en relación al tamaño.

Los modelos finales que se utilizaran para interpretar la sociación de “tema” son ‘mT\_full\_tam’ y ‘mT\_noB3\_tam’.

### Modelos alternativos finales

Modelos alternativos finales:

```
# asociación ajustado
mA1 <- mT_full_tam

# asociación global
mA2 <- mT_noB3_tam
```

### Validación

```
!!!!!!!!!!!!!! (angel/marc) !!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!11
```

creo que se tendría que validar estas dos mdoelos asi un poco por encima