Clase 15 Introducción a Modelos Lineales Generales

DBT 845 - Investigación reproducible y análisis de datos biotecnológicos con R.

Dr. José Gallardo Matus y Dra. María Angélica Rueda

Pontificia Universidad Católica de Valparaíso

06 June 2022

PLAN DE LA CLASE

1.- Introducción

- Modelos lineales generales ¿Qué son y para que sirven?
- Ejemplos de modelos lineales generales.
- Interpretación de MLG con R.

2.- Práctica con R y Rstudio cloud

- Ajustar modelos lineales generales.
- Realizar gráficas avanzadas con ggplot2.
- Elaborar un reporte dinámico en formato html.

INTRODUCCIÓN

Durante años, los modelos lineales clásicos (normales) han sido usados como la metodología de análisis a la hora de intentar describir la mayoría de los fenómenos que ocurren en el entorno.

¿Qué podemos hacer cuando los datos no se ajustan a un modelo lineal?

- Muchas veces se recurre a transformar la variable respuesta.
- Pero al aplicar la transformación a la variable respuesta, **NO** necesariamente se cumplirían todos los supuestos.
- Las interpretaciones deben hacerse en términos de la **variable transformada**.

¿QUÉ SON LOS MODELOS LINEALES GENERALES?

Los modelos lineales generales extienden a los modelos lineales clásicos admitiendo distribuciones no normales para la variable respuesta y modelando funciones de la media.

Los MLG incluyen como casos particulares a los siguientes modelos:

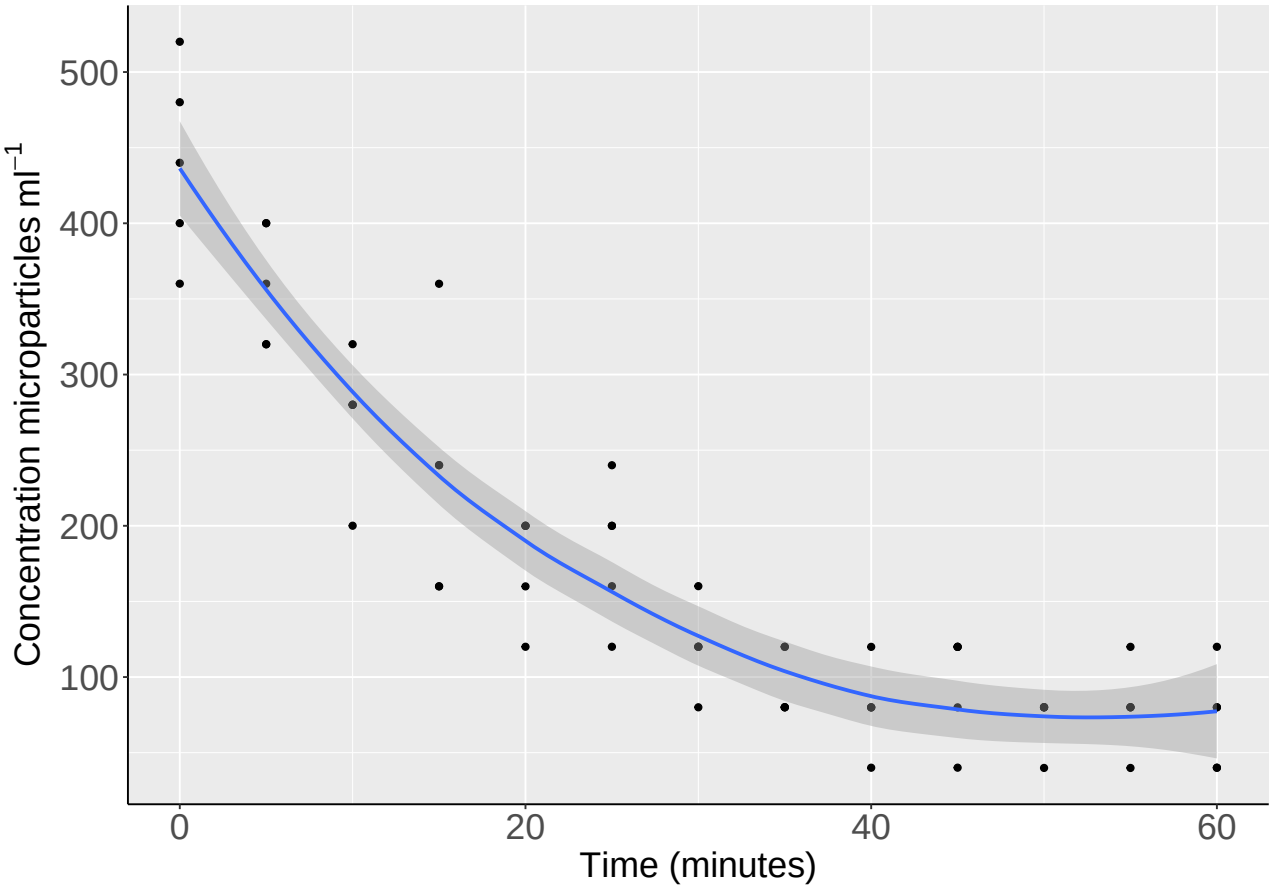
- Modelos Lineales Clásicos: **Modelo de regresión lineal simple, modelo de regresión lineal múltiple, ANOVA , ANCOVA.**
- Modelos no lineales (con variables predictoras elevadas a alguna potencia (cuadráticas, cúbicas, etc).
- Modelo de regresión logística.

¿POR QUÉ USAR MODELOS LINEALES GENERALES?

- Modelos que reflejan mejor la naturaleza de los datos.
- Hay variables respuestas que son ***resistentes*** a ser transformadas (**por ej.** Variables discretas, o variables con gran cantidad de ceros).
- Las relaciones lineales generalmente fuerzan las predicciones del espacio de la variable respuesta (**por ej.** Predicción de valores negativos cuando la variable respuesta es un conteo).

REGRESIÓN NO LINEAL CUADRÁTICA

En este ejemplo vamos a comparar el modelo lineal *vs.* el modelo no lineal con término cuadrático.



MODELO LINEAL

Modelo 1:

log_microparticle_concentration $= \beta_0 + \beta_1 \, time + \epsilon$

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
(Intercept)	2.567087	0.0333508	76.97221	0
time	-0.014116	0.0009433	-14.96447	0

$R^2 = 0.78$, $p\text{-}val = 2.0490325 \times 10^{-22}$

MODELO NO LINEAL (INCLUYE TÉRMINO CUADRÁTICO)

Modelo 2:

log_microparticle_concentration $= \beta_0 + \beta_1 time + \beta_2 time^2 + \epsilon$

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
(Intercept)	2.1436057	0.0163730	130.923107	0.0000000
poly(time, 2)1	-2.1291367	0.1320034	-16.129403	0.0000000
poly(time, 2)2	0.4415801	0.1320034	3.345217	0.0013997

$R^2 = 0.81$, $p\text{-}val = 2.2610223 \times 10^{-23}$

COMPARACIÓN DE MODELOS

- Modelo 1:

$$\textbf{log\_microparticle\_concentration} = \beta_0 + \beta_1 \, time + \epsilon$$

- Modelo 2:

$$\textbf{log\_microparticle\_concentration} = \beta_0 + \beta_1 \, time + \beta_2 \, time^2 + \epsilon$$

Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
63	1.275337	NA	NA	NA	NA
62	1.080344	1	0.194993	11.19047	0.0013997

REGRESIÓN LOGÍSTICA

- La regresión logística es útil para predecir variables respuesta de naturaleza binaria: Presencia o ausencia, sano o enfermo, maduro o no maduro, macho o hembra.
- Las principales supuestos del modelo de regresión logística son:

a) Respuesta binaria: La variable respuesta debe ser binaria.

b) Independencia: las observaciones deben ser independientes.

c) Multicolinealidad: se requiere de muy poca a ninguna multicolinealidad entre los predictores (para regresión logística múltiple).

d) Linealidad: entre la variable independiente y el logaritmo natural de la variable respuesta.

REGRESIÓN LOGÍSTICA SIMPLE

Modelo de regresión logística simple:

$$p(Y=1) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_1}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_1}}$$

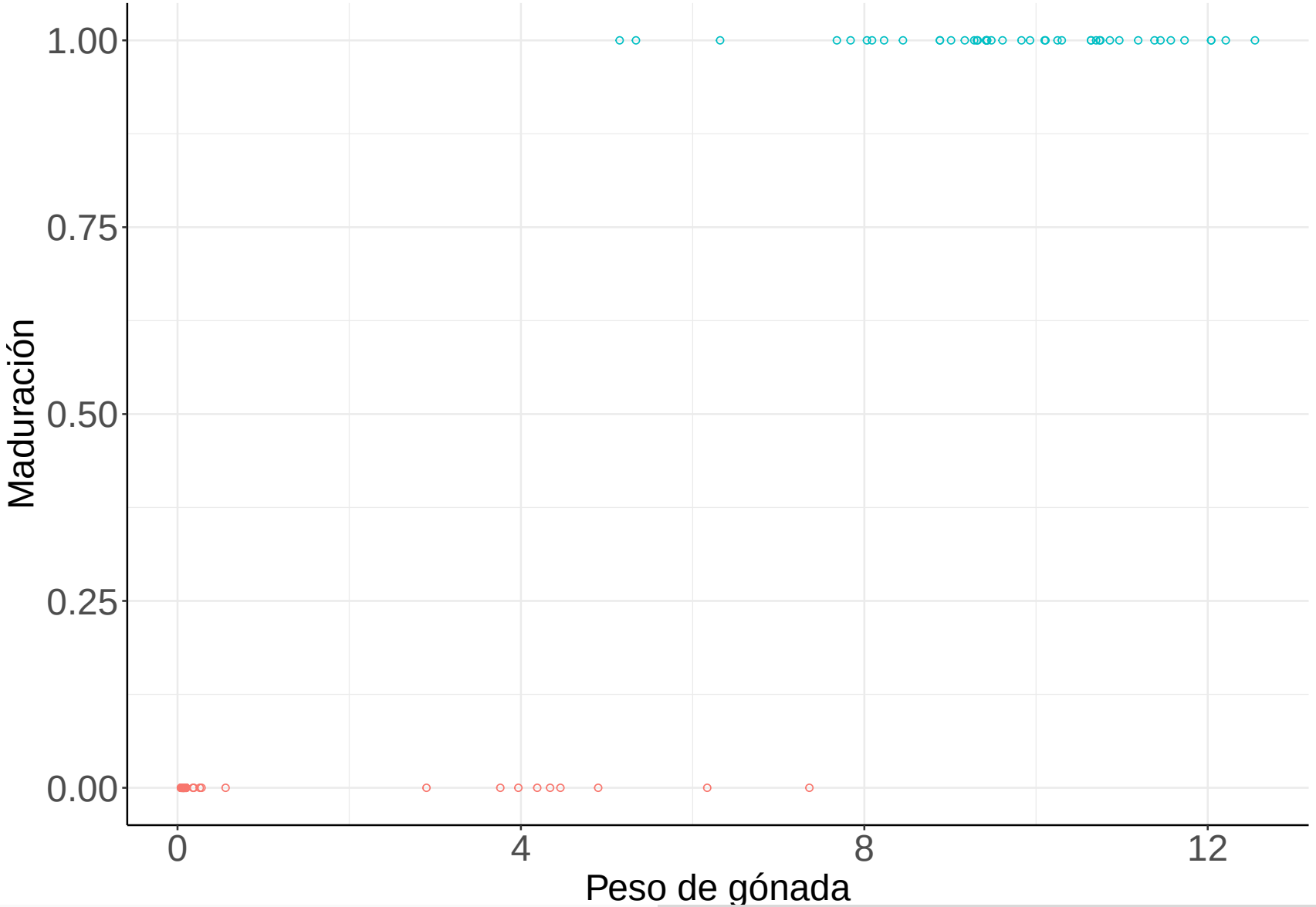
$p(Y=1)$ = Probabilidad de que la variable respuesta dicotómica tome un valor de 1 (exito).
X_1 = Variable predictora.
B_0 = Intercepto.
B_1 = Pendiente.

ESTUDIO DE CASO 2: MADURACIÓN EN SALMÓN DEL ATLÁNTICO

En este estudio de caso trabajaremos con un subconjunto de la base de datos relacionada a la maduración en salmones machos (n=90).

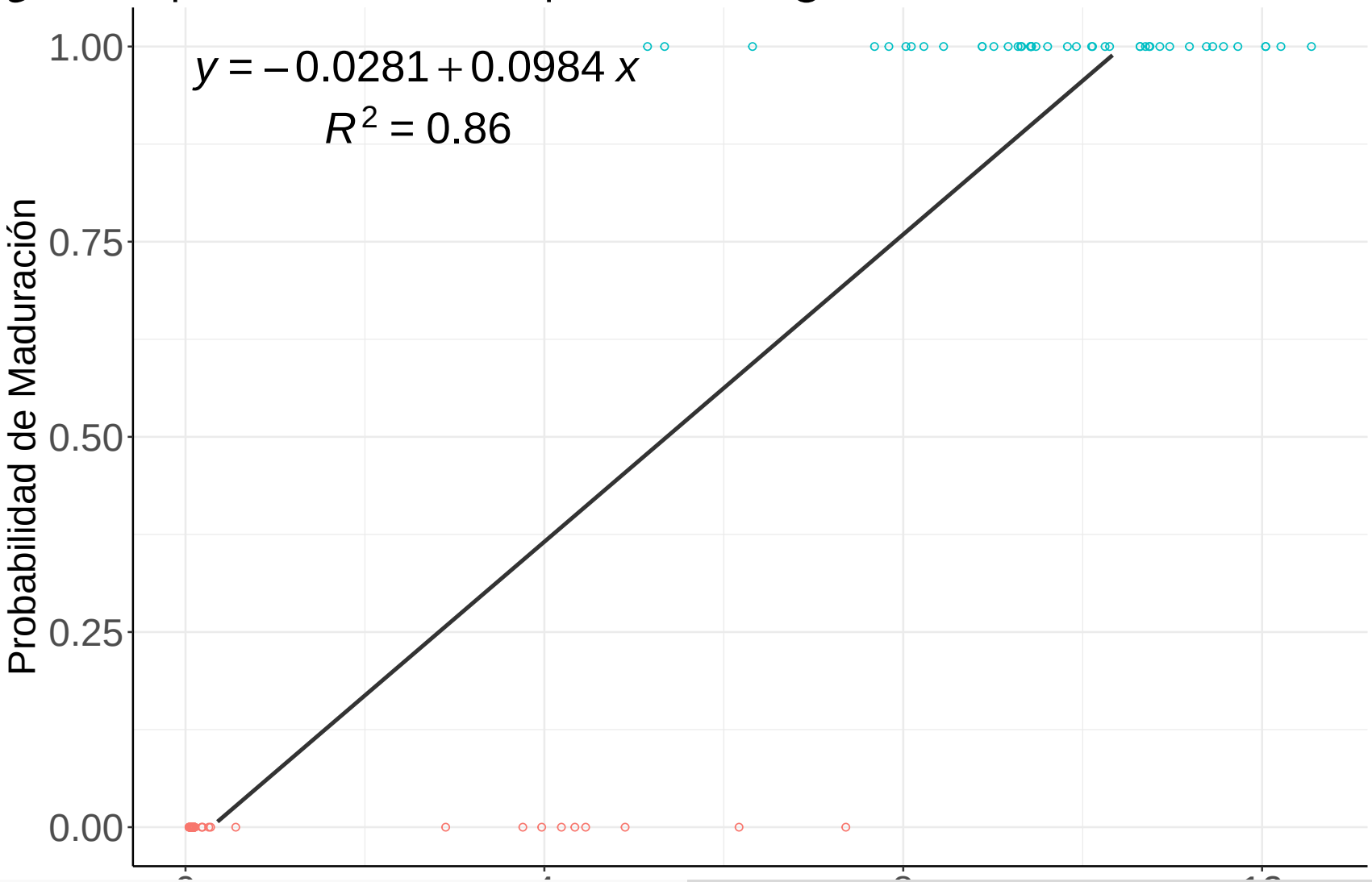
variable	Descripción
Fish	Identificador del salmón
Genotype	Genotipo
Gonad	Peso de gónada
Maturation	estado de maduración (1: maduro) o (0: inmaduro)

RELACIÓN ENTRE MADURACIÓN VS PESO DE GÓNADA



REGRESIÓN LINEAL ENTRE MADURACIÓN VS PESO DE GÓNADA

¿Qué supuestos no se cumplen de la regresión lineal?



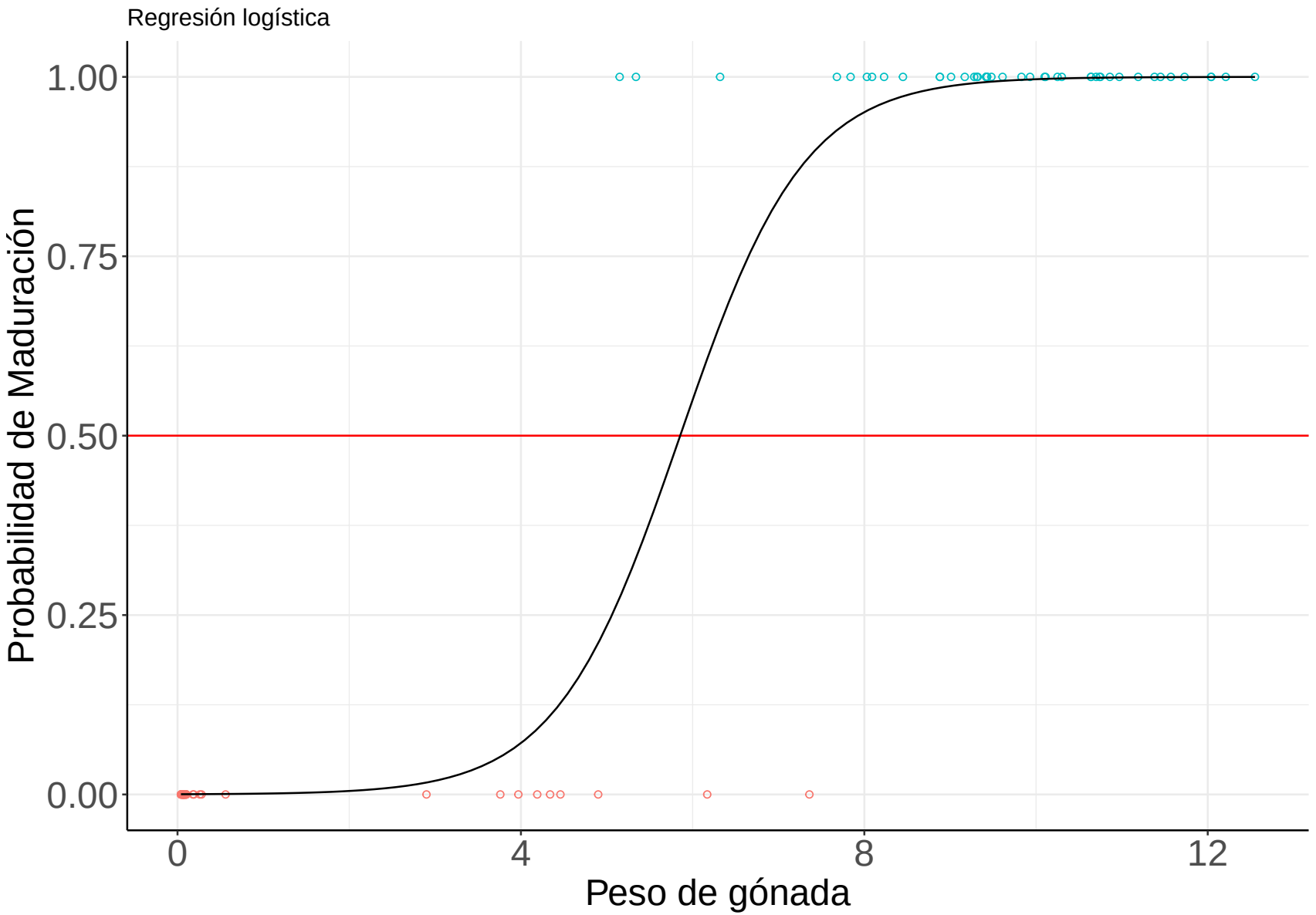
MODELO LINEAL

Maduración $= \beta_0 + \beta_1$ Peso de gónada $+ \epsilon$

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(>|t|)
(Intercept)	-0.0280808	0.0306710	-0.9155493	0.3624054
Gonad	0.0984246	0.0042997	22.8908036	0.0000000

$R^2 = 0.86$, *p-val* $= 7.977942 \times 10^{-39}$

PREDICCIÓN LOGÍSTICA



REGRESIÓN LOGÍSTICA SIMPLE

```
mod_logit <- glm(Maturation ~ Gonad,
                 family= binomial, data = maduracion)
summary(mod_logit)$coef %>% kable()
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)
(Intercept)	-8.089844	2.6425566	-3.06137	0.0022033
Gonad	1.381678	0.4255612	3.24672	0.0011674

EJEMPLO PREDICCIÓN DE AMBOS MODELOS

Probabilidad de estar maduro para un peso de gónada de 4 gramos.

REGRESIÓN LINEAL

Probabilidad de maduración
0.3656176

```
## [1] "No madura"
```

REGRESIÓN LOGÍSTICA

Probabilidad de maduración
0.0715492

```
## [1] "No madura"
```

RELACIÓN ENTRE MADURACIÓN VS GENOTIPO

Genotipo E = Maduración temprana o Early.
Genotipo L = Maduración tardía o Late.

¿Qué genotipo tiene mayor probabilidad de maduración?

```
table(maduracion$Maturation, maduracion$Genotype) %>%
  kable()
```

	EE	EL	LL
0	4	22	19
1	44	1	0

REGRESIÓN LOGÍSTICA MÚLTIPLE

Modelo de regresión logística múltiple:

$$p(Y=1) = \frac{e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_p X_p}}{1+e^{\beta_0+\beta_1 X_1+\cdots+\beta_p X_p}}$$

$p(Y=1)$ = Probabilidad de que la variable respuesta dicotómica tome un valor de 1 (exito).
X_1 = Variable predictora 1. X_p = Variable predictora p. B_0 = Intercepto.
B_1 = Pendiente variable X_1. B_p = Pendiente variable X_p.

REGRESIÓN LOGÍSTICA MÚLTIPLE

```
mod_logit_mult <- glm(Maturation ~ Gonad +
                        Genotype,family= binomial,
                        data = maduracion)
summary(mod_logit_mult)$coef %>% kable()
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)
(Intercept)	-5.951859	3.1608767	-1.8829772	0.0597035
Gonad	1.135307	0.4546516	2.4970928	0.0125216
GenotypeEL	-1.296134	1.6538041	-0.7837292	0.4331990
GenotypeLL	-16.852220	3447.6185502	-0.0048881	0.9960999

REGRESIÓN LOGÍSTICA (MODELO NULO)

```
mod_nulo <- glm(Maturation ~ 1,
                family= binomial, data = maduracion)
summary(mod_nulo)$coef %>% kable()
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)
(Intercept)	0	0.2108185	0	1

COMPARACIÓN DE MODELOS AIC

```
AIC(mod_nulo,mod_logit,mod_logit_mult)%>% kable()
```

	df	AIC
mod_nulo	1	126.76649
mod_logit	2	18.30228
mod_logit_mult	4	21.25087

ANOVA PARA CADA MODELO

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)
NULL	NA	NA	89	124.7665	NA

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)
NULL	NA	NA	89	124.76649	NA
Gonad	1	110.4642	88	14.30228	0

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)
NULL	NA	NA	89	124.76649	NA
Gonad	1	110.464210	88	14.30228	0.0000000
Genotype	2	1.051411	86	13.25087	0.5911383

COMPARACIÓN DE MODELOS (ANOVA)

Resid. Df	Resid. Dev	Df	Deviance	Pr(>Chi)
89	124.76649	NA	NA	NA
88	14.30228	1	110.464210	0.0000000
86	13.25087	2	1.051411	0.5911383

RESUMEN DE LA CLASE

1). Revisión de conceptos: modelos lineales generales.

2). Construir y ajustar modelos lineales generales.