## Clase 16 Regresión lineal múltiple.

Diplomado en Análisis de datos con R para la acuicultura.

Dr. José A. Gallardo y Dra. María Angélica Rueda. jose.gallardo@pucv.cl | Pontificia Universidad Católica de Valparaíso

09 November 2021

#### PLAN DE LA CLASE

#### 1.- Introducción

- ► Modelo de regresión lineal múltiple
- ► El problema de la multicolinealidad
- ¿Cómo seleccionar variables?
- ¿Cómo comparar modelos?
- Interpretación regresión lineal múltiple con R.

#### 2.- Práctica con R y Rstudio cloud.

- Realizar análisis de regresión lineal múltiple.
- Realizar gráficas avanzadas con ggplot2.
- Elaborar un reporte dinámico en formato pdf.

### REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Sea Y una variable respuesta continua y  $X_1, \ldots, X_p$  variables predictoras, un modelo de regresión lineal múltiple se puede representar como,

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_p X_{ip} + \epsilon_i$$

 $\beta_0$  = Intercepto.  $\beta_1 X_{i1}, \beta_2 X_{i2}, \beta_p X_{ip}$  = Coeficientes de regresión estandarizados.

Si p = 1, el modelo es una regresión lineal simple.

Si p > 1, el modelo es una regresión lineal múltiple.

Si p > 1 y alguna variable predictora es Categórica, el modelo se denomina ANCOVA.

#### ESTUDIO DE CASO DIETAS MITILIDOS

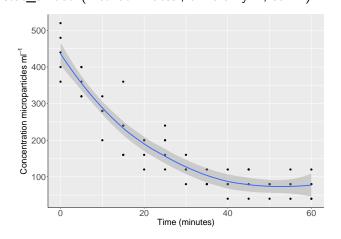
Dieta microencapsulada en mitilidos.

Fuente: Willer and Aldridge 2017

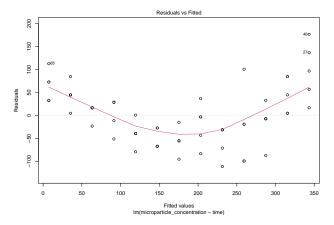
time	sample	replicate	particle concentration
0	mussel	а	400
5	mussel	a	320
10	mussel	а	280
0	control	а	160
5	Control	a	120
10	Control	a	120

#### TASA DE ACLARACIÓN MUSSEL.

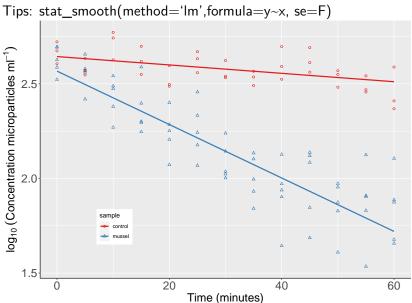
Problemas: La concentración es discreta y la relación es no lineal. Tips: stat\_smooth(method='loess',formula=y~x, se=T)



#### **EVALUACION SUPUESTOS.**



# REGRESIÓN LINEAL SOBRE LOG10(TASA ACLARACIÓN)



# PRUEBAS DE HIPÓTESIS REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

- Intercepto.
  Igual que en regresión lineal simple.
- Modelo completo.
  Igual que en regresión lineal simple.
- Coeficientes.
  Uno para cada variable y para cada factor de una variable de clasificación.

### REGRESIÓN LINEAL MULTIPLE

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.6440298	0.0355452	74.385053	0.0000000
time	-0.0022153	0.0010054	-2.203443	0.0298584
samplemussel	-0.0769430	0.0449615	-1.711309	0.0901242
time:samplemussel	-0.0119008	0.0012717	-9.358133	0.0000000

$$R^2 = 0.87$$
,  $p$ - $val = 1.0691926 \times 10^{-28}$ 

#### **ANCOVA**

#### anova(lm.full) %>% kable()

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
time	1	3.391944	3.391944	245.84687	0
sample	1	4.590457	4.590457	332.71466	0
time:sample	1	1.208266	1.208266	87.57466	0
Residuals	100	1.379698	0.013797	NA	NA

## REGRESIÓN LINEAL SIMPLE: MUSSEL

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

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

## REGRESIÓN LINEAL SIMPLE: CONTROL

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.6440298	0.0160715	164.516921	0.00e+00
time	-0.0022153	0.0004546	-4.873339	2.08e-05

$$R^2 = 0.39$$
,  $p$ - $val = 2.0849643 \times 10^{-5}$ 

## PROBLEMAS CON LOS ANÁLISIS DE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Para p variables predictoras existen N modelos diferentes que pueden usarse para estimar, modelar o predecir la variable respuesta.

#### **Problemas**

- ¿Qué hacer si las variables predictoras están correlacionadas?.
- ¿Cómo seleccionar variables para incluir en el modelo?.
- ¿Qué hacemos con las variables que no tienen efecto sobre la variable respuesta?.
- Dado N modelos ¿Cómo compararlos?, ¿Cuál es mejor?.

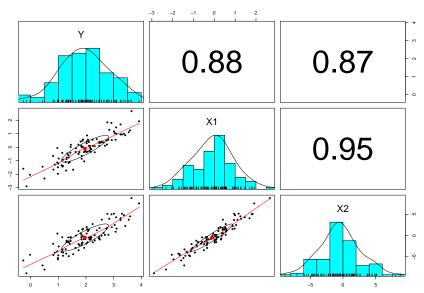
## DATOS SIMULADOS PARA REG. LINEAL MÚLTIPLE

100 datos simulados de 3 variables cuantitativas continuas.

X1	X2
0.55	0.18
-0.84	-2.57
0.03	0.19
0.52	1.98
-1.73	-4.25
-0.28	-0.86
	0.55 -0.84 0.03 0.52 -1.73

#### **MULTICOLINEALIDAD**

Correlaciones >0,80 es problema.



# FACTOR DE INFLACIÓN DE LA VARIANZA (VIF).

- VIF es una medida del grado en que la varianza del estimador de mínimos cuadrados incrementa por la colinealidad entre las variables predictoras.
- mayor a 10 es evidencia de alta multicolinealidad

```
lm1<- lm(Y~X1+X2)
vif(lm1) %>%
  kable(digits=2, col.names = c("VIF"))
```

	VIF
X1	10.6
X2	10.6

# ¿CÓMO RESOLVEMOS MULTICOLINEALIDAD?

- ► Eliminar variables correlacionadas, pero podríamos eliminar una variable causal.
- Transformar una de las variables: log u otra.
- Reemplazar por variables ortogonales: Una solución simple y elegante son los componentes principales (ACP).

## COMPARACIÓN DE MODELOS: MODELO COMPLETO

lm1<- lm(Y~X1+X2)
summary(lm1)\$coef %>% kable()

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.0569644	0.0404396	50.865151	0.0000000
X1	0.5356269	0.1317168	4.066505	0.0000971
X2	0.0730690	0.0408696	1.787858	0.0769216

$$R^2 = 0.79$$
,  $p$ -val =  $4.4295606 \times 10^{-34}$ 

## COMPARACIÓN DE MODELOS: MODELO REDUCIDO

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2.049298	0.0406597	50.40121	0
X1	0.759739	0.0408995	18.57574	0

$$R^2 = 0.78$$
, p-val =  $7.108665 \times 10^{-34}$ 

## COMPARACIÓN DE MODELOS

# analisis de residuales
anova(lm1, lm2) %>% kable()

Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
97	15.48007	NA	NA	NA	NA
98	15.99018	-1	-0.5101139	3.196436	0.0769216

# Criterio AIC - penaliza el número de variables AIC(lm1, lm2) %>% kable()

	df	AIC
lm1	4	105.2260
lm2	3	106.4682

## PRÁCTICA ANÁLISIS DE DATOS

- Guía de trabajo práctico disponible en drive y Rstudio.cloud.
   Clase\_15
- ► El trabajo práctico se realiza en Rstudio.cloud. **Guía 15 Regresión lineal**

#### RESUMEN DE LA CLASE

- Elaborar hipótesis para una regresión lineal múltiple
- Realizar análisis de covarianza
- Interpretar coeficientes
- Evaluar supuestos: multicolinealidad
- Comparar modelos