

BIOMETRÍA II

CLASE 2

DISEÑOS

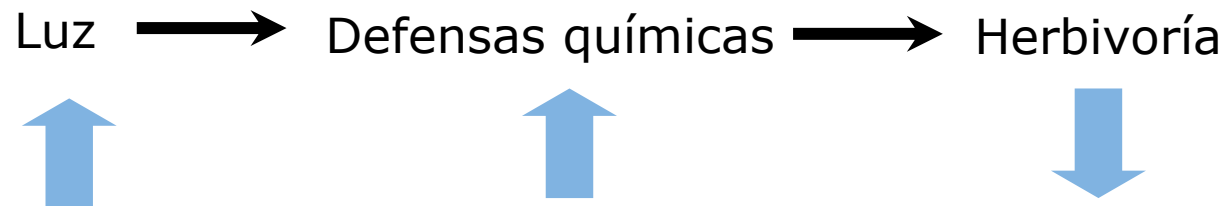
Adriana Pérez

Depto de Ecología, Genética y Evolución
FECN, UBA

Hipótesis del balance carbono-nutrientes (Bryant et al, 1983)

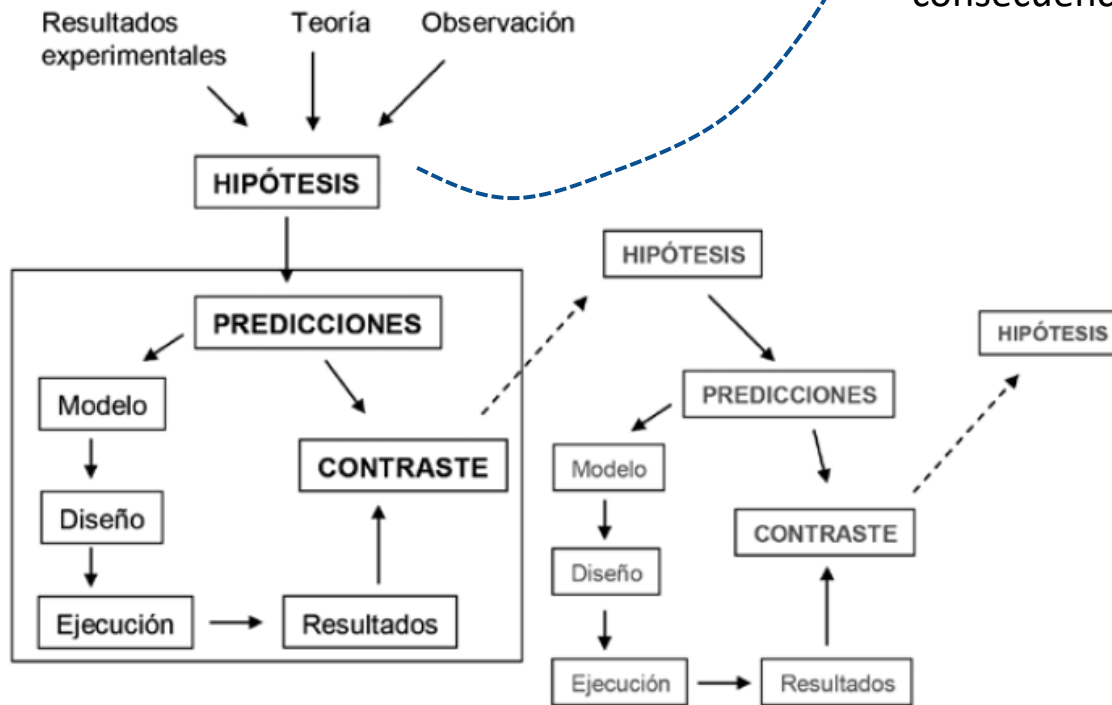
2

- Explica las variaciones intraespecíficas en los niveles de herbivoría de las plantas como una consecuencia de la variación en la disponibilidad de recursos
- La **hipótesis** propone que el recurso que supere necesidades de crecimiento (i.e., el que se encuentre en exceso para la planta) es derivado a la producción de defensas químicas
- La **predicción** es que plantas con alta disponibilidad de luz usarán el exceso de C para producir defensas químicas carbonadas (fenoles, taninos). Esto disminuiría la palatabilidad de las hojas para los herbívoros y en consecuencia, los niveles de defoliación de la planta



Método hipotético-deductivo

Las **hipótesis** son afirmaciones sobre la realidad que solo pueden verificarse de manera indirecta, es decir por alguna de sus consecuencias (**predicciones**)



Esquema general de los componentes de un programa de investigación. El recuadro marca los límites del experimento. Del contraste de las predicciones de las hipótesis surgen conclusiones que generan nuevas hipótesis

Un posible ensayo



4

- No existen estudios sobre la hipótesis del balance carbono-nutrientes en bosques australes
- Se decide efectuar un estudio en un bosque mixto ubicado en el Parque provincial Llao-Llao, particularmente sobre el arbusto endémico *Berberis buxifolia* (calafate)
- De todos los ejemplares de *Berberis buxifolia* (calafate) con alta disponibilidad lumínica se seleccionaron al azar 6
- De todos los ejemplares de *Berberis buxifolia* (calafate) con baja disponibilidad lumínica se seleccionaron al azar 6
- Al cabo de un tiempo se midió el nivel de herbivoría (como % de follaje consumido)

Otro posible ensayo



5

- El estudio se desarrolló en un bosque mixto ubicado en el Parque provincial Llao-Llao
- Se seleccionaron al azar 12 ejemplares de *Berberis buxifolia* (calafate), que se dividieron al azar en dos grupos de igual tamaño
- A un grupo se le asignó alta disponibilidad lumínica y al otro baja
- Al cabo de un tiempo se midió el nivel de herbivoría (como % de follaje consumido)

Causalidad vs asociación

6

- Los estudios experimentales bien diseñados y analizados proveen fuerte evidencia sobre relaciones **causales**. Permiten hablar del **efecto** de una variable sobre otra
- Los estudios observacionales son los únicos abordajes posibles cuando los tratamientos no pueden ser asignados aleatoriamente por la naturaleza del tratamiento, por razones éticas, etc. Permiten hablar de **asociación** entre variables
- ¿Cómo podemos establecer una relación de causalidad en esos casos?
 - ▣ Si la asociación es fuerte
 - ▣ Si los resultados son consistentes (distintos estudios, en distintas poblaciones llegan a los mismos resultados)
 - ▣ Si dosis mayores están asociadas a respuestas mayores
 - ▣ Si la supuesta causa precede al efecto en el tiempo

Criterios de causalidad de
Bradford Hill

Elementos de un ensayo

7

- **Unidad experimental o individuo:** es el material experimental que recibe un tratamiento y de la cual se obtiene una observación independiente
- **Variable respuesta o dependiente (Y):** es la respuesta del sistema que se va a evaluar. Su comportamiento es aleatorio e interesa estudiar si depende de otra/s variable/s llamadas explicativas
- **Variable explicativa, predictora o independiente (X):** es la que interesa estudiar si afecta a la variable respuesta; sus valores (niveles o tratamientos) son controlados (fijados por el investigador). Si es cualitativa se la conoce también como **factor**

¿En nuestro ejemplo?

Tratamiento control

8

- Es indispensable para evaluar el efecto de los tratamientos experimentales
- Puede consistir en la ausencia de tratamiento o en la aplicación del tratamiento habitual
- Debe considerarse que las UE asignadas al control deben diferir del resto sólo en el factor que interesa comparar

¿Cuál sería el control?

- Se desea determinar si la vitamina E previene los accidentes cerebro-vasculares
- Se desea analizar en ratas el efecto sobre los niveles de agresividad de lesiones producidas en una zona de la corteza cerebral

Diseño experimental

9

- Involucra determinar la forma en la que los tratamientos son asignados a las UE y la elección del tamaño muestral. El diseño experimental determina el modelo estadístico que permitirá poner a prueba la hipótesis de investigación

Al diseñar un experimento se debe tener en cuenta:

- que el experimento necesita repeticiones independientes de las unidades experimentales
- que la decisión de la cantidad de réplicas no es trivial
- que los diseños balanceados deberían ser preferidos a los no balanceados
- que el control del error experimental mejora la precisión
- el nivel de **independencia** entre las observaciones

Efecto de la actividad ganadera sobre las aves de humedal

- **Metodología:** Se seleccionaron 2 áreas representativas de un humedal similares en cuanto al clima y al régimen hidrológico pero que diferían sustancialmente en cuanto a la carga animal (ganado) presente: una con alta carga (A) y otra con baja carga (B). En cada una de las áreas (áreas A y B) se dispusieron 20 puntos de muestreo ubicados regularmente cada 150 metros en forma de grilla. En cada punto se estimó la diversidad de aves.
- **Resultado:** la diversidad media en el sitio B fue significativamente mayor que en el sitio A ($p=0,001$)
- **Conclusión:** La actividad ganadera afecta negativamente a la comunidad de aves de los humedales.



Seudorreplicación (Hurlbert, 1984)

11

- Consiste en considerar como réplicas independientes a observaciones que no lo son
- Es un problema de escala
- No se debe confundir réplicas verdaderas con **submuestras** (varias observaciones en la misma unidad experimental, consideradas así en el modelo estadístico)
- Se puede originar por un mal diseño o por un mal análisis



Ver Heffner et al (1996). Pseudoreplication revisited. Ecology, 77:2588

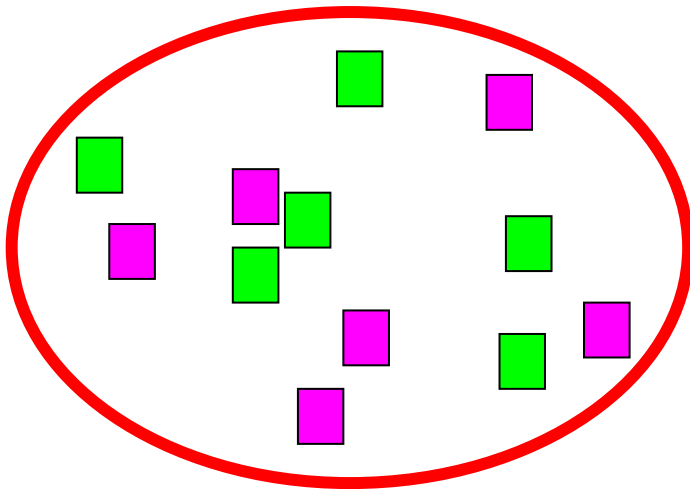
Volvamos a nuestro estudio



12

Efecto de la disponibilidad lumínica sobre la herbivoría

Diseño 1: Se eligieron 12 ejemplares que se dividieron al azar en dos grupos: uno fue expuesto a disponibilidad lumínica alta mientras que el otro a baja.



Id	Trata- miento	Nivel de herbivoría
1	Alta	9
2	Alta	14
.		.
11	Baja	10
12	Baja	42

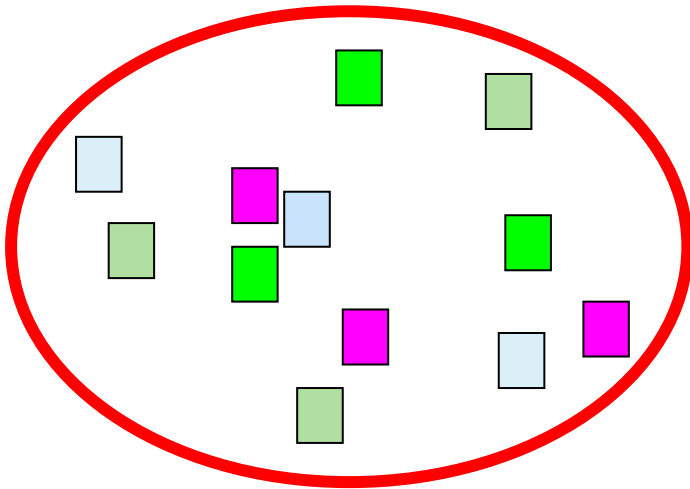
Volvamos a nuestro estudio



13

Efecto de la disponibilidad lumínica sobre la herbivoría

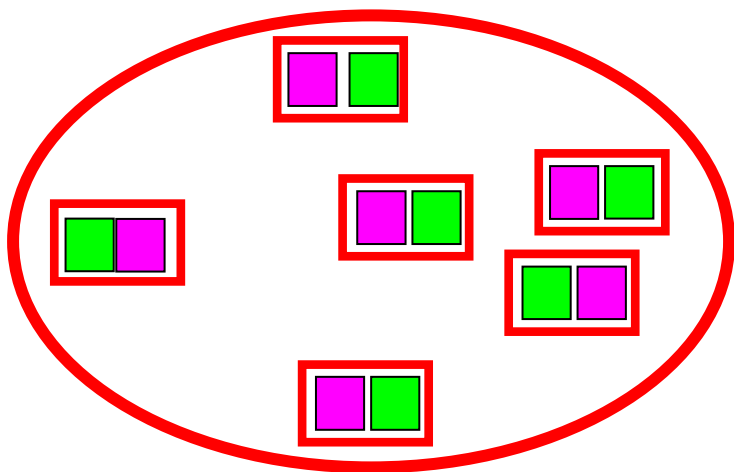
Diseño 2: Se eligieron 12 ejemplares que se dividieron al azar en cuatro grupos. A cada grupo se le asignó una combinación de disponibilidad lumínica (alta/baja) y de exclusión de herbívoros grandes (sí/no)



Id	Trata- miento luz	Tratamiento exclusión	Nivel de herbivoría
1	Alta	sí	9
2	Alta	sí	14
3	Alta	sí	.
4	Alta	no	
5	Alta	no	
11	Baja	no	10
12	Baja	no	42



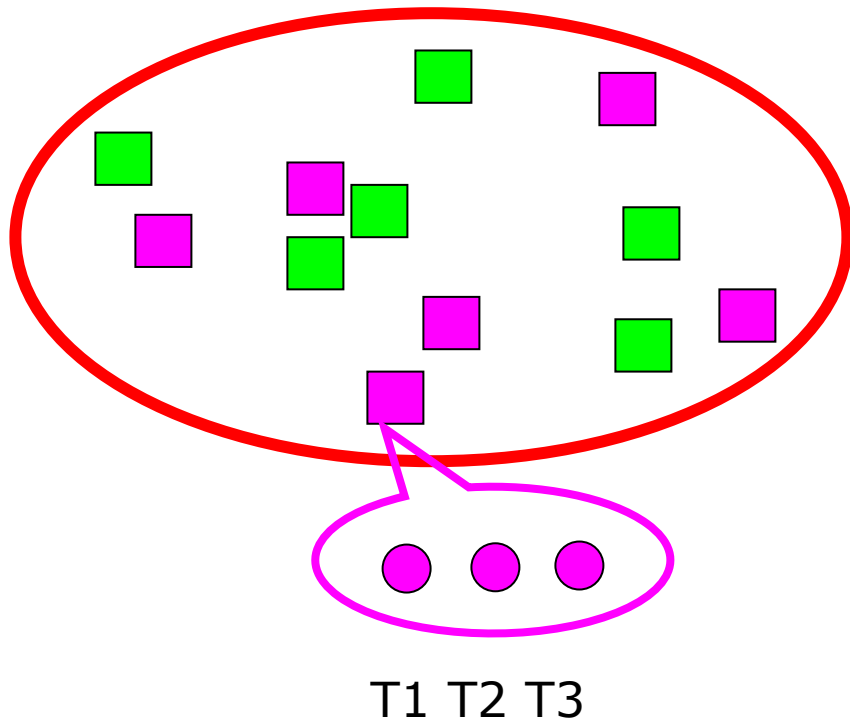
- Diseño 3: Se seleccionaron 6 sectores. En cada uno se eligieron dos ejemplares, uno cualquiera fue sometido a disponibilidad lumínica alta y el otro a baja.



Id	Trata- miento	Bloque	Nivel de herbivoría
1	Alta	1	9
2	Baja	1	14
.		.	.
11	Alta	6	10
12	Baja	6	32



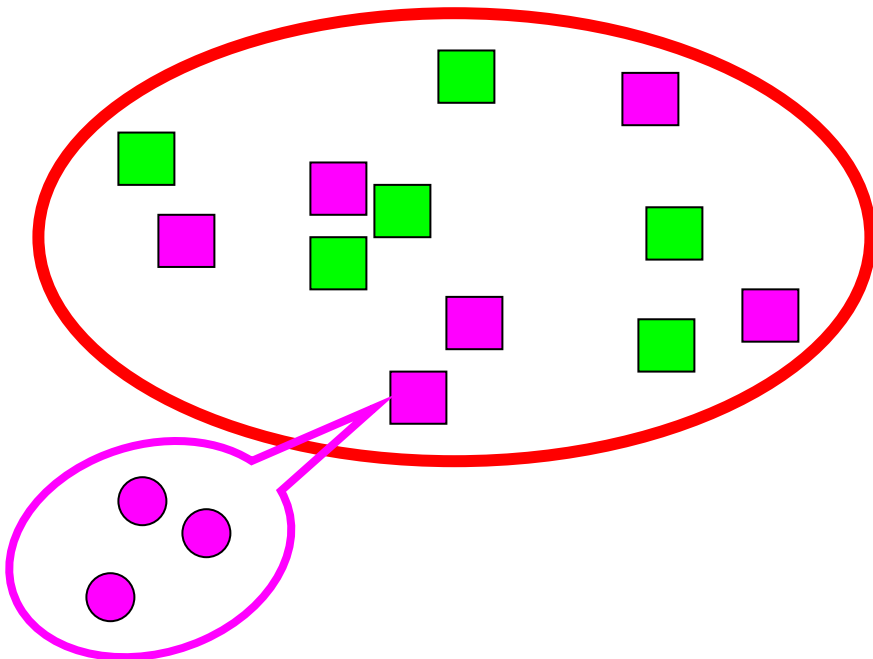
Diseño 4: Se eligieron 12 ejemplares que se dividieron al azar en dos grupos: uno fue expuesto a disponibilidad lumínica alta mientras que el otro a baja. Se midió la herbivoría al inicio, al mes y a los 2 meses



Id	Trata- miento	Ejemplar	Tiempo	Nivel de herbivoría
1	Alta	1	0	9
2	Alta	1	1	14
3	Alta	1	2	25
35	Baja	12	1	38
36	Baja	12	2	52



Diseño 5: Se eligieron 12 ejemplares que se dividieron al azar en dos grupos: uno fue expuesto a disponibilidad lumínica alta mientras que el otro a baja. Se midió la concentración de alcaloides en 3 hojas elegidas al azar de cada arbusto

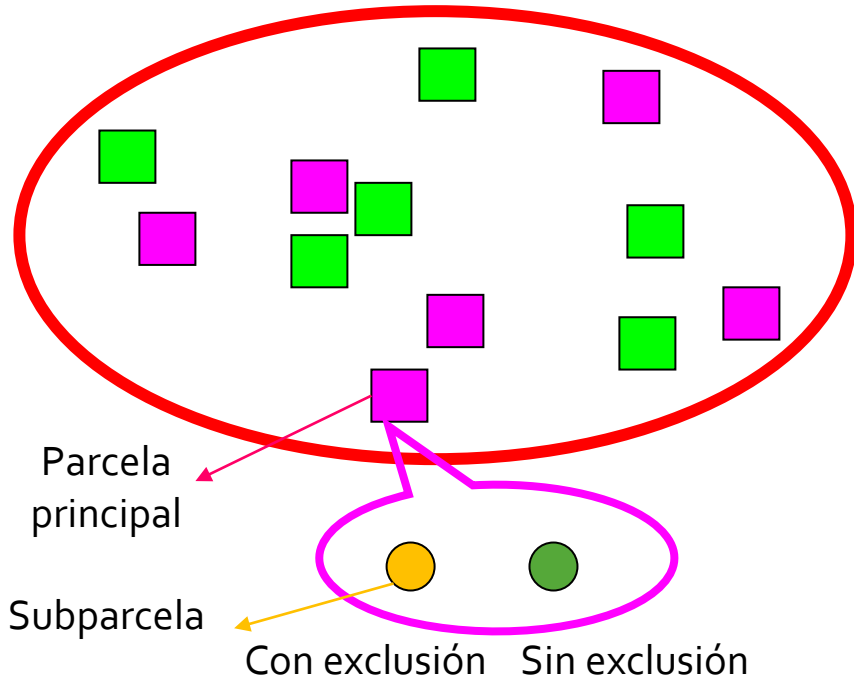


Id	Trata- miento	Ejem- plar	Alcaloides
1	Alta	1	29
2	Alta	1	14
3	Alta	1	25
35	Baja	12	18
36	Baja	12	32

Diseño 6: Se eligieron 12 ejemplares que se dividieron al azar en dos grupos: uno fue expuesto a disponibilidad lumínica alta mientras que el otro a baja.



En cada ejemplar se protegió parte de la copa de los herbívoros grandes y otra parte, no (exclusión sí/no)



Id	Trat. luz	Trat. exclusión	Ejemplar	Nivel de herbivoría
1	Alta	sí	1	9
2	Alta	no	1	14
3	Alta	sí	2	11
4	Alta	no	2	15
5	Alta	sí	3	
23	Baja	sí	12	10
24	Baja	no	12	42

Algunos diseños

¿independencia entre las observaciones?

18

Diseño Completamente aleatorizado (DCA) – Diseño factorial

- ✓ los tratamientos son asignados al azar a las UE. Todas las observaciones son independientes. No es recomendable cuando las UE son heterogéneas (mucho error experimental)

Diseño de Bloques al azar (DBA)

- ✓ el experimentador agrupa las UE en bloques homogéneos y luego asigna al azar los tratamientos a las UE dentro de cada bloque. Más eficiente que DCA cuando las UE son heterogéneas

Diseño de medidas repetidas (DMR)

- ✓ los tratamientos son asignados al azar a las UE. Cada UE es medida a lo largo del tiempo

Diseño anidado

- ✓ Cualquier diseño en el que haya submuestreo (más de una observación por UE). Mejora la precisión en la estimación de la respuesta de cada UE, pero no aumenta la cantidad de verdaderas réplicas

Diseño de parcela dividida

- ✓ Los tratamientos se asignan secuencialmente

Bibliografía específica

19

Perelman S y Garibaldi L. 2019. Capítulo 1. Introducción a la estadística experimental. En Experimentación y modelos estadísticos. Editorial Facultad de Agronomía, Universidad de Buenos Aires

Festing, M. F., & Altman, D. G. (2002). Guidelines for the design and statistical analysis of experiments using laboratory animals. *ILAR journal*, 43(4), 244-258.

Guía de diseños: A Field Guide to Experimental Designs
<http://www.tfrec.wsu.edu/ANOVA/index.html>

MODELOS SEGÚN LA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDADES DE LA VARIABLE RESPUESTA

Efecto de la disponibilidad lumínica sobre el nivel de herbivoría en *Berberis buxifolia*



21

¿Cómo medimos el nivel de herbivoría (VR)?

- Área foliar dañada (cm^2)
- Cantidad de hojas con signos de herbivoría en una muestra aleatoria de 10 hojas
- Planta con signos de herbivoría (sí/no)
- etc

¿Por qué es importante conocer la distribución de probabilidades de una VA?
Para decidir qué modelos son los adecuados para modelarla

Modelos lineales generales vs modelos lineales generalizados

22

Modelo lineal general

$$\varepsilon_i \approx NID(0, \sigma^2)$$

- ✓ VR cuantitativa continua con distribución normal, varianza constante y observaciones independientes
- ✓ Estimación de los parámetros por **cuadrados mínimos / máxima verosimilitud**
 - Anova, regresión lineal y polinomial, ancova

Modelos lineales generalizados (GLM)

- ✓ VR cualitativa o cuantitativa discreta o cuantitativa continua con distribución de probabilidades de la familia exponencial
 - Regresión logística: VR dicotómica (Sí/No), distribución Bernoulli
 - Regresión binomial: VR discreta (cantidad de éxitos en una muestra n)
 - Regresión de Poisson : VR discreta (conteos)
 - Otras: distribución normal (el modelo lineal general es un caso particular de los GLM); distribución gamma, etc
- ✓ Estimación de los parámetros por **máxima verosimilitud**

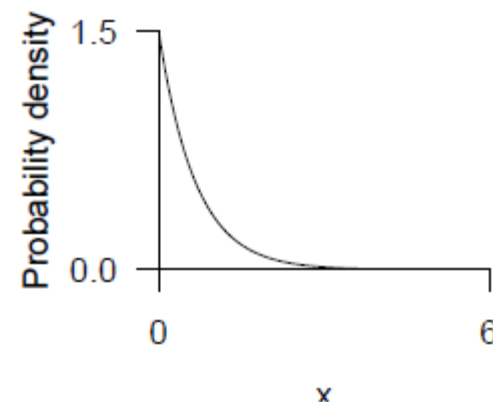
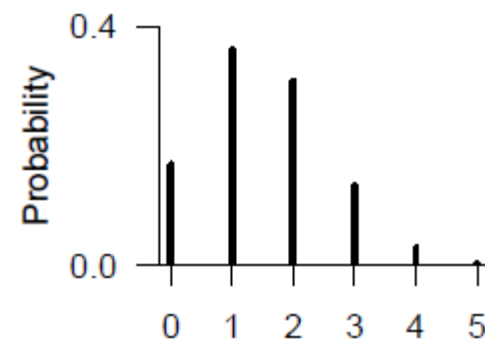
VARIABLE RESPUESTA	TIPO DE VARIABLE y COTAS	POTENCIAL DISTRIBUCION DE PROBABILIDADES
Área foliar dañada (cm ²)		
Cantidad de hojas con signos de herbivoría en una muestra aleatoria de 10 hojas		
Planta con signos de herbivoría (sí/no)		
Número de eventos de actividad de herbívoros		
Área foliar dañada / Área foliar total		
Concentración de fenoles en la planta (asimétrica positiva)		
Tiempo de sobrevida		

Distribuciones de probabilidad

24

- El rango de valores de una variable aleatoria (VA) se denomina **dominio**
- Existen distintos **modelos teóricos** que describen cómo se distribuyen las probabilidades para los distintos valores de la VA.
- Una distribución de probabilidades tiene **parámetros** (valores que la caracterizan)
- La distribución de probabilidades en una VA discreta asocia cada valor que esta puede tomar a un valor de probabilidad. La **función de probabilidad** es la fórmula que permite calcular la probabilidad para cada valor de la VA
- En VA continuas la **función de densidad de probabilidad** describe el comportamiento de la VA y la probabilidad de que la VA tome valores entre a y b equivale al área bajo la curva de la función de densidad
- Las distribuciones tienen una **esperanza** y una **varianza**

VA discreta



VA continua

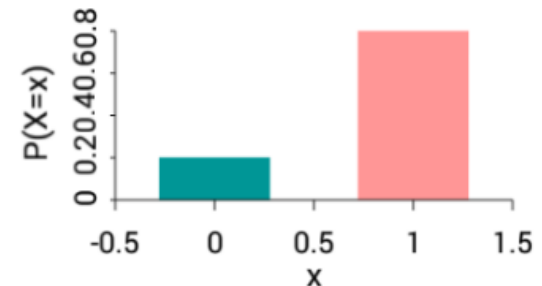
Distribuciones de probabilidad para variables discretas

25

Bernoulli

- VA dicotómica (presencia/ausencia; éxito /fracaso). Por convención se asigna 0 al fracaso y 1 al éxito
- Parámetros: π = probabilidad de éxito, $1 - \pi$ = probabilidad de fracaso
- Función de probabilidad:
 $P(Y = y) = \pi^y (1 - \pi)^{1-y}$ donde $y = 0, 1$
- Dominio: entre 0 y 1
- Esperanza = π Varianza = $\pi(1 - \pi)$
- Ej: la probabilidad de que una semilla germine es 0,8. Interesa modelar si una semilla germina o no

$$\begin{array}{ll} n = 1 & p = .8 \\ x = 1 & P(X=x) = 0.8000 \end{array}$$

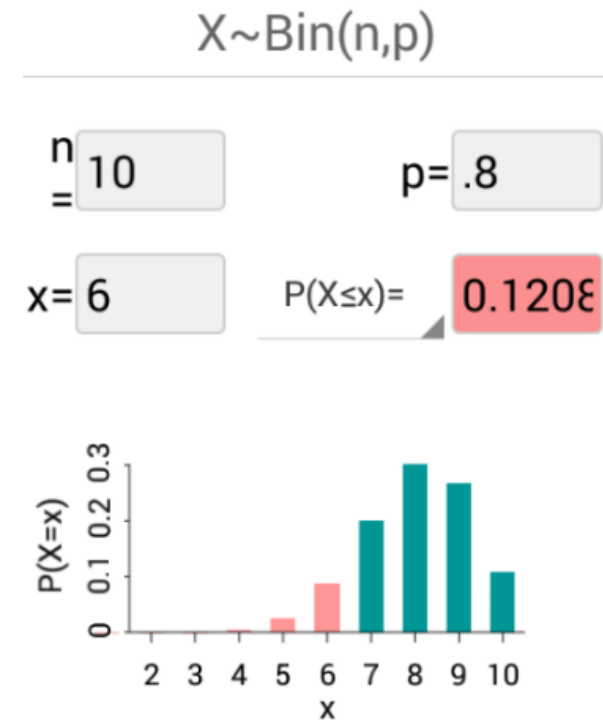


Distribuciones de probabilidad para variables discretas

26

Binomial

- VA: cantidad de éxitos en n repeticiones. Conteos en n ensayos (n debe ser un número natural)
- Las repeticiones deben ser independientes; la probabilidad de éxito en cada repetición (p) debe permanecer constante
- Función de probabilidad: $P(Y = y) = {}_n C_y \pi^y (1 - \pi)^{1-y}$
- Dominio: entre 0 y n
- Parámetros: π y n
- Esperanza = πn Varianza = $\pi (1 - \pi) n$
- Ej: Se siembran 10 semillas. La probabilidad de que una semilla germine es 0,8. Interesa modelar la cantidad de semillas que germinan en 10



`rbinom(n=x, size=x, prob=x)` # simula n observaciones de una VA binomial

Distribuciones de probabilidad para variables discretas

27

Poisson

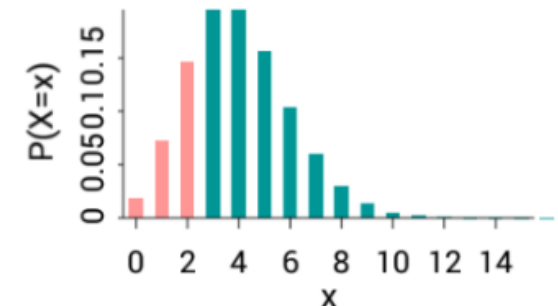
- VA: cantidad de eventos en un continuo de espacio o tiempo. Conteos por unidad de tiempo / volumen, etc
- Los eventos se producen al azar y de manera independiente en el continuo, con una esperanza o media determinada (λ)
- Función de probabilidad: $P(Y = y) = \frac{\lambda^y e^{-\lambda}}{y!}$
- Dominio: entre 0 e infinito
- Esperanza = λ Varianza = λ
- Ej: Cierta especie de gramínea crece en un pastizal a una densidad de 4 plantas por m^2 . Interesa modelar la cantidad de plantas por m^2

$X \sim \text{Pois}(\lambda)$

$\lambda = 4$

$x = 2$

$P(X \leq x) = 0.2381$



`rpois(n=x, lambda=x)` # simula n observaciones de una VA Poisson

Distribuciones de probabilidad para variables continuas

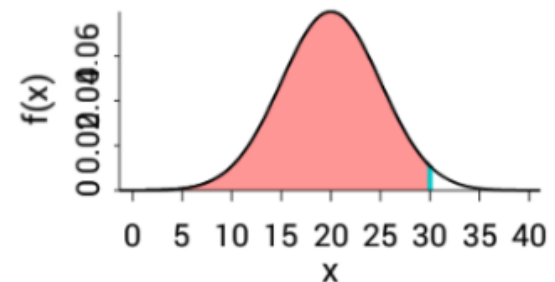
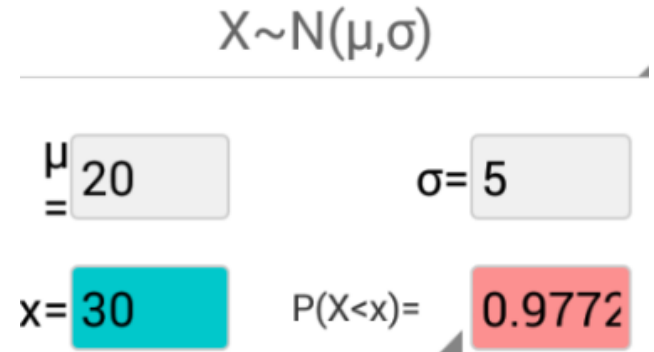
28

Normal

- VA continua
- Función de densidad de probabilidad:

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

- Dominio: entre $-\infty$ y $+\infty$
- Parámetros: esperanza (μ) y desvío estándar (σ)



`rnorm(n = x, mean = x, sd = x)` # simula n observaciones de una variable con distribución normal

Distribuciones de probabilidad para variables continuas

29

Lognormal

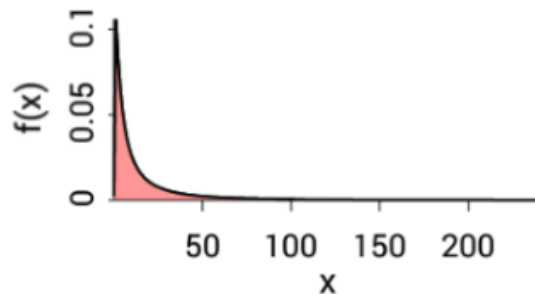
$$X \sim \text{LogN}(\mu, \sigma)$$

$\mu =$ 2

$\sigma =$ 1.5

$x =$ 100

$P(X < x) =$ 0.9587



Gamma

$$X \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta)$$

$\alpha =$ 2

$\beta =$ 1

$x =$ 4

$P(X < x) =$ 0.9084

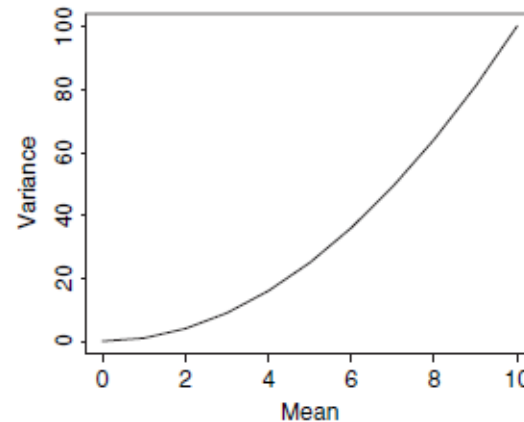
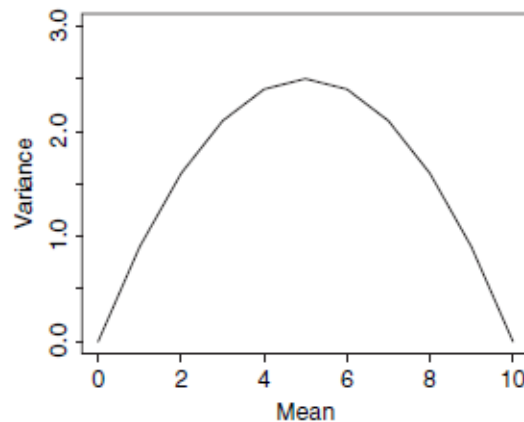
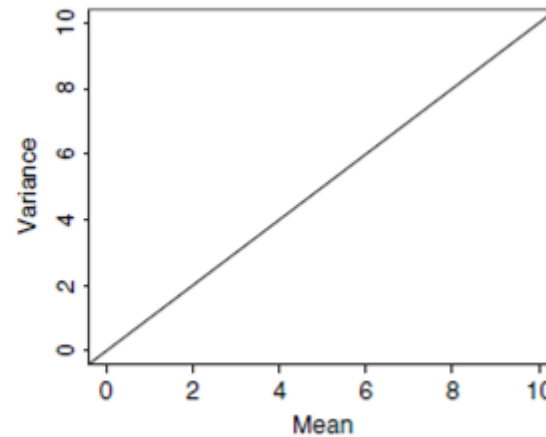
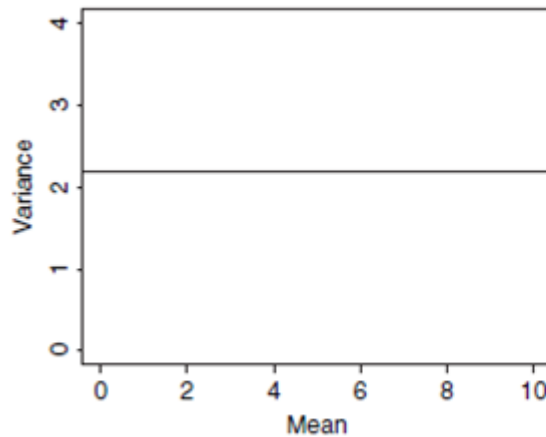


$X \geq 0$

- Y además están las distribuciones de probabilidad para estadísticos, como la normal estandarizada, la t de Student, chi cuadrado, F de Fisher...

Relación entre esperanza y varianza

30



Normal
Poisson
Binomial
Gamma



ESTIMADORES

Estimación de parámetros

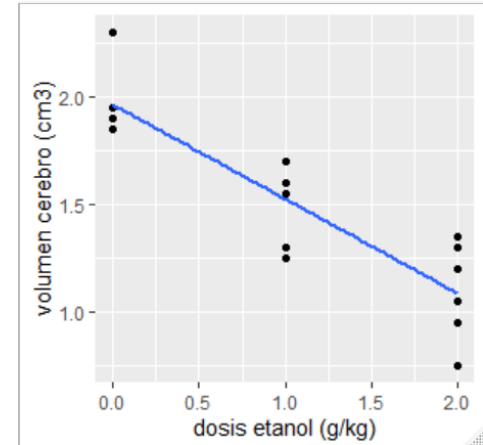


32

Modelo de regresión

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	1.96250	0.06999	28.038	4.96e-15	***
etanol	-0.43750	0.05422	-8.069	4.96e-07	***



Modelo de comparación de medias

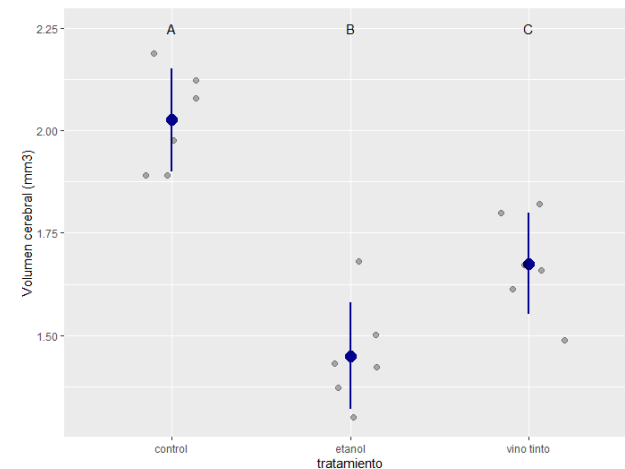
\$emmeans

tratamiento	emmean	SE	df	lower.CL	upper.CL
control	2.02	0.0515	15	1.92	2.13
etanol	1.45	0.0515	15	1.34	1.56
vino tinto	1.68	0.0515	15	1.57	1.78

Confidence level used: 0.95

\$contrasts

contrast	estimate	SE	df	t.ratio	p.value
control - etanol	0.575	0.0728	15	7.895	<.0001
control - vino tinto	0.350	0.0728	15	4.806	0.0006
etanol - vino tinto	-0.225	0.0728	15	-3.089	0.0193



Métodos de estimación de parámetros

Mínimos cuadrados ordinarios (MCO u OLS por sus siglas en inglés *ordinary least squares*)

- Consiste en estimar los parámetros de manera tal de minimizar

$$\min \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - (\hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i))^2$$

- Método “clásico” para estimar parámetros de modelos lineales generales
- Cálculos sencillos
- Supuestos: independencia, normalidad y homocedasticidad. Sensible al desbalanceo
- ¿Y si no se cumplen los supuestos?

Las estimaciones de los parámetros siguen siendo insesgadas, pero los errores estándar no, por lo que la inferencia no es confiable

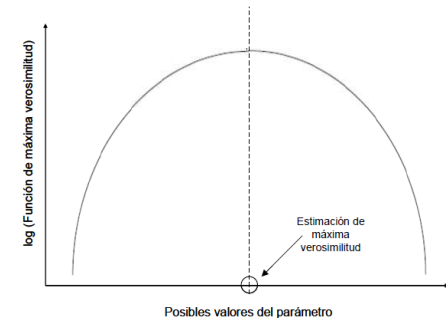
Métodos de estimación de parámetros

Máxima verosimilitud (MV o ML por sus siglas en inglés *maximum likelihood*)

- Consiste hallar los valores de los parámetros – asumiendo una distribución de probabilidades – que maximicen la función de verosimilitud
- Es una medida de la “creencia racional” de que los parámetros tomen cierto valor dados los datos y una distribución de probabilidades

$$\max L(\theta/\text{datos}, \text{distr de prob}) = \prod_{i=1}^n f(y_i/\theta)$$

- Cálculos complejos
- Para la estimación es fundamental asumir una distribución de probabilidades de la variable
- Si se cumplen los supuestos de independencia, normalidad y homocedasticidad y el diseño es balanceado, las estimaciones son las de MCO



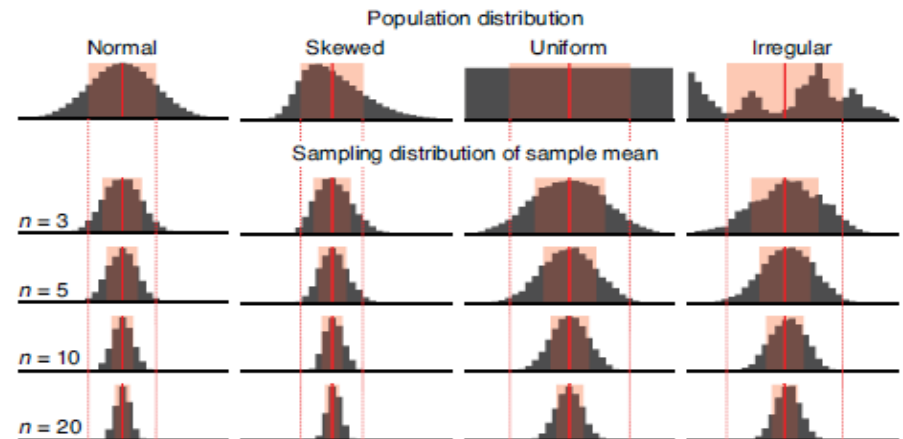
Propiedades de los estimadores

35

- Un estimador es una **variable aleatoria** (ya que varía al variar aleatoriamente la muestra) y por lo tanto tiene una distribución de probabilidades.
- Si el n es grande se demuestra (Teorema central del limite) que la media muestral \bar{y} y los coeficientes de regresión $\hat{\beta}_i$ tienden a la distribución **normal**

Dos propiedades deseables de los estimadores son:

- **Insesgadez**: La esperanza del estimador es igual al parámetro que estima
- **Consistencia**: a medida que aumenta n la distancia entre el estimador puntual y el parámetro tiende a cero



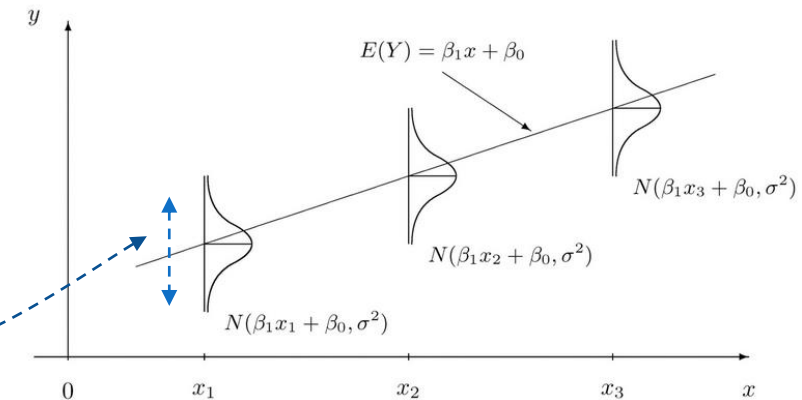
Desvío estándar y error estándar

36

desvío estándar: Es la raíz de la esperanza de las distancias entre las observaciones y su media, elevadas al cuadrado. Mide la dispersión de la variable para cada nivel de X

$$\sigma = \sqrt{E(Y_i - E[Y])^2}$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y})^2}{n - 1}}$$



error estándar: Es el DE de un estimador. Da idea de la **precisión en la estimación del parámetro** (cuanto mayor el EE menor la precisión)

$$S_{\bar{Y}} = \sqrt{\frac{S^2}{n}} \quad S_{\bar{Y}_1 - \bar{Y}_2} = \sqrt{\frac{S^2}{n_1} + \frac{S^2}{n_2}}$$

$$S_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{S^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}}$$

¿Y si el estimador no sigue una distribución de probabilidades conocida y/o no existe una fórmula exacta para su error estándar?

Método Bootstrap

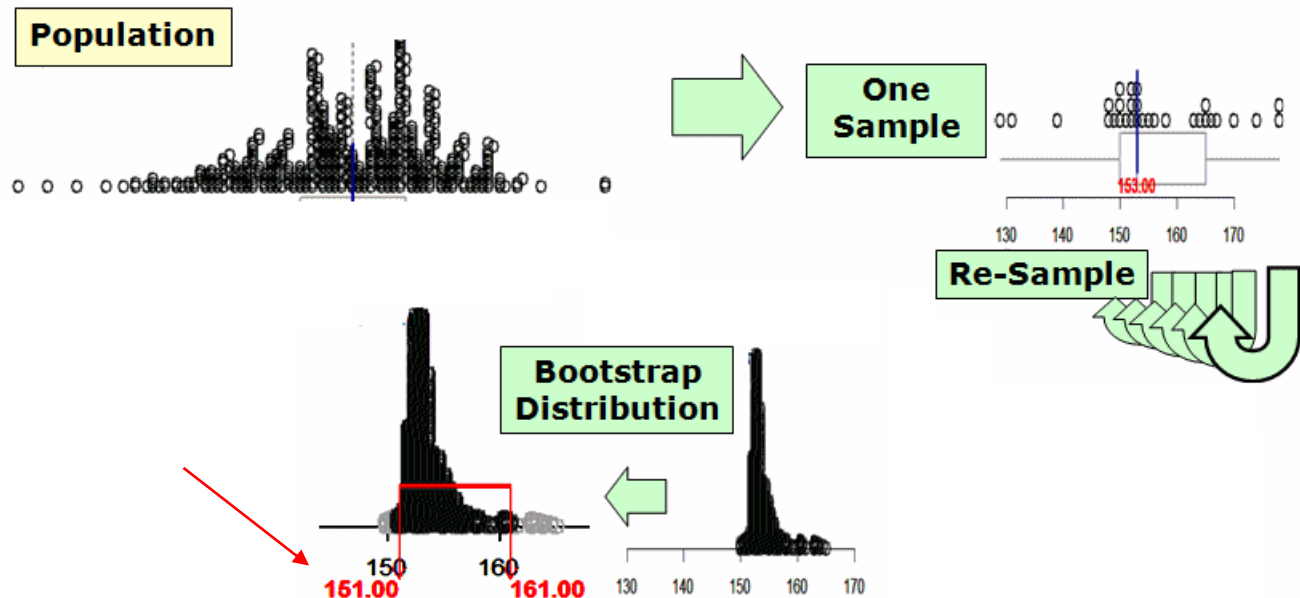
37

- Es un método de remuestreo que se utiliza para aproximar la distribución de probabilidades de un estimador, ya que por ejemplo se desconoce su distribución teórica
- Es el caso de la mediana, de muchos índices en biología que surgen de funciones complejas (diversidad, árboles filogenéticos, etc)
- Solo se cuenta con datos muestrales (n). Consideramos que su distribución constituye una buena aproximación a la distribución real de la variable
- Entonces aproximamos la distribución muestral mediante la simulación de experimentos repetidos sobre nuestros datos muestrales
- Mediante la simulación podemos obtener EE, predecir sesgo e incluso comparar varias formas de estimar el mismo parámetro
- El único requisito es que los datos hayan sido independientemente muestreados de una única distribución

Bootstrap: Procedimiento

38

- Se extraen muchas muestras con reposición (i.e. 1000) de tamaño n de la muestra original (se “re-muestrea”)
- En cada muestra se calcula el estimador de interés
- Con esos valores se construye la distribución muestral
- El estimador por bootstrap del parámetro será la media de dicha distribución y su error estándar sería el desvío estándar de la distribución



Estimación mediante intervalos de confianza paramétricos

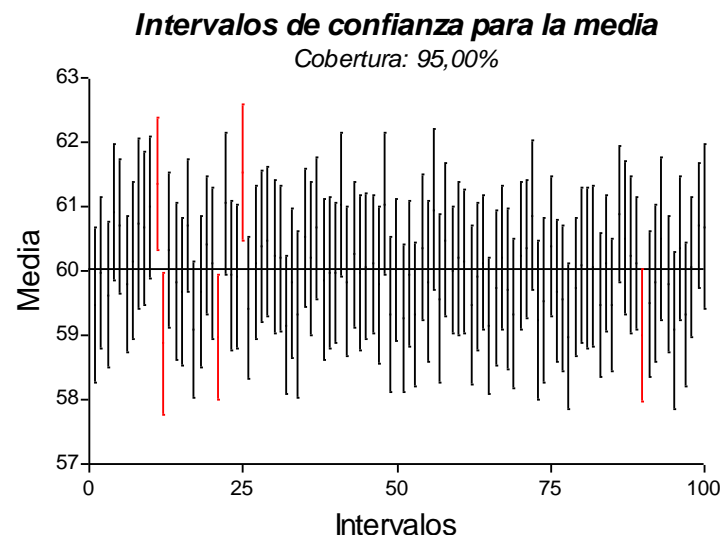
39

Consiste en obtener un rango de valores, utilizando la distribución de probabilidades del estimador y su EE, que se espera contenga al parámetro con una cierta probabilidad (a priori) o nivel de confianza (a posteriori)

$$P(\text{Límite inf} < \text{parámetro} < \text{Lím sup}) = \text{nivel de confianza}(1 - \alpha)$$

$$\text{estimador} \pm \text{percentil}_{GL, \alpha/2} EE_{\text{estimador}}$$

El nivel de confianza es el porcentaje de intervalos que se espera contengan al parámetro (para ese tamaño de muestra) VER



Nuestro IC es un rango de valores plausibles para el parámetro. Los valores fuera del IC son relativamente inverosímiles

Nuestros datos son compatibles con cualquier valor del parámetro dentro del IC pero relativamente incompatibles con cualquier valor fuera de él.

Intervalos de confianza

$$\bar{Y} \pm t_{n-1;1-\alpha/2} \sqrt{\frac{S^2}{n}}$$

40

IC para la **magnitud del efecto** de una VE:

- IC para el coeficiente de regresión / pendiente en un modelo de regresión
- IC para la diferencia de medias en un modelo de comparación de medias

$$\hat{\beta}_1 \pm t_{GLe;\alpha/2} \sqrt{\frac{S^2}{\sum(x_i - \bar{x})^2}}$$

Permiten:

- detectar si el efecto es significativo (si el cero no pertenece al IC)
- cuantificar la relevancia de una VE según los valores que toma

$$\Delta \bar{Y} \pm t_{GLe,\alpha/2} \sqrt{\frac{S^2}{n_1} + \frac{S^2}{n_2}}$$

```
> summary(m1)
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.96250    0.06999   28.038 4.96e-15
etanol       -0.43750    0.05422   -8.069 4.96e-07
---
```

```
> confint(m1)
              2.5 %      97.5 %
(Intercept) 1.8141204 2.1108796
etanol      -0.5524343 -0.3225657
```

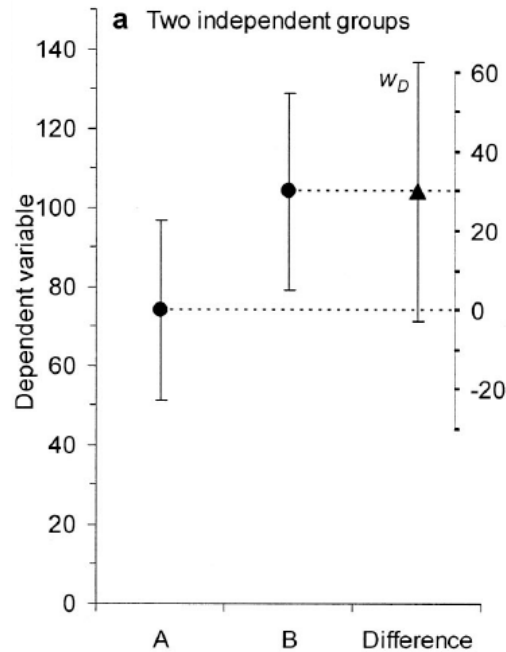
```
> confint(emmeans(m2, pairwise ~ tratamiento))
$emmeans
  tratamiento emmean      SE df lower.CL upper.CL
control      2.02 0.0515 15    1.92    2.13
etanol       1.45 0.0515 15    1.34    1.56
vino tinto   1.68 0.0515 15    1.57    1.78
```

Confidence level used: 0.95

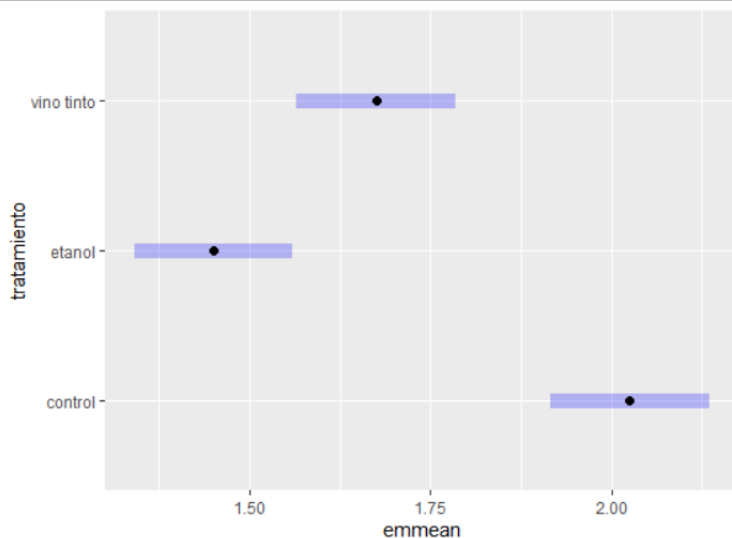
```
$contrasts
  contrast      estimate      SE df lower.CL upper.CL
control - etanol    0.575 0.0728 15    0.386    0.7642
control - vino tinto 0.350 0.0728 15    0.161    0.5392
etanol - vino tinto -0.225 0.0728 15   -0.414   -0.0358
```

Nuestros datos son compatibles con cualquier valor del parámetro dentro del IC pero relativamente incompatibles con cualquier valor fuera de él.

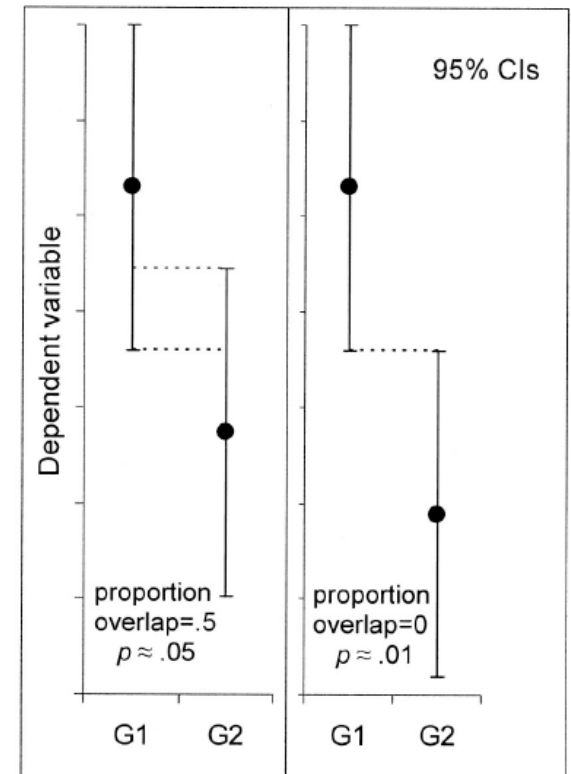
Cumming, G., & Finch, S. (2005). Inference by eye: confidence intervals and how to read pictures of data. *American psychologist*, 60(2), 170.



```
plot(emmeans(m2, pairwise ~ tratamiento))
```



Two Independent Groups, Both of Size 50 and With Equal Margins of Error



Rule of Eye 4: For a comparison of two independent means, $p \leq .05$ when the overlap of the 95% CIs is no more than about half the average margin of error, that is, when proportion overlap is about .50 or less (see Figure 4; Figure 5, left panel). In addition, $p \leq .01$ when the two CIs do not overlap, that is, when proportion overlap is about 0 or there is a positive gap (see Figure 5, right panel). These relationships are sufficiently accurate when both sample sizes are at least 10, and the margins of error do not differ by more than a factor of 2.

El valor p

42

Es la probabilidad de obtener una diferencia entre los grupos tan o más extrema que la obtenida en nuestro ensayo, si los grupos en realidad no difiriesen (si no hubiese efecto en la población)

- ✓ Si el valor p es **bajo** se concluye que **sí existe efecto** en la población (la prueba es **significativa**)
- ✓ Si el valor p no es bajo se concluye que **no hay evidencias de que exista efecto** en la población (la prueba no es significativa)

A menor valor de “ p ”, menor es la credibilidad sobre la hipótesis de “no efecto”

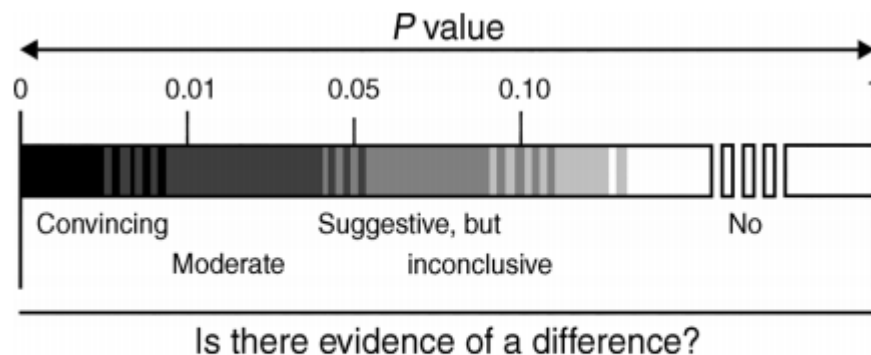


FIG. 1. Interpretation of the P value. Reprinted with permission from Ramsey and Schafer (2002).

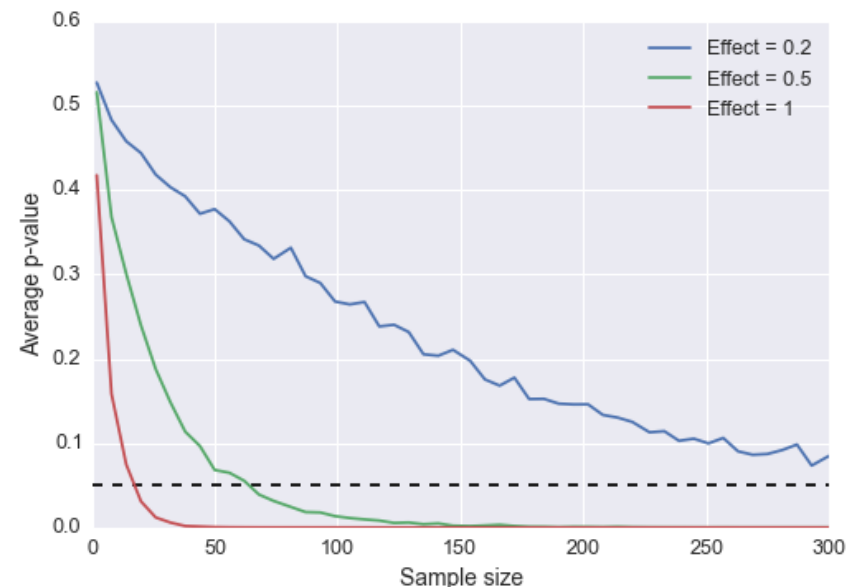
¿De qué depende el valor p ?

43

- ✓ De la magnitud del efecto observado
- ✓ Del tamaño de la muestra
- ✓ De la variabilidad no explicada en la VR (ruido)
- ✓ Del tipo de prueba aplicada (paramétrica vs no paramétrica; una cola vs dos colas)

Atenti p-hacking!

Los valores p raramente son comparables entre ensayos



The ASA's Statement on p -Values: Context, Process, and Purpose

Ronald L. Wasserstein ✉ & Nicole A. Lazar

- Los valores p pueden indicar qué tan incompatibles son los datos con una hipótesis o un modelo estadístico
- Los valores p no miden la probabilidad de que la hipótesis estudiada sea verdadera, o la probabilidad de que los datos se hayan producido solo por azar.
- Las conclusiones científicas y las decisiones políticas no deberían basarse únicamente en si un valor p supera un umbral específico.
- Una inferencia adecuada requiere información completa y transparente
- Un valor p no mide la magnitud del efecto o la importancia de un resultado.
- Por sí mismo, un valor p no proporciona una buena medida de evidencia con respecto a un modelo o hipótesis.

Check-list

45

- ¿Se determinó a priori la cantidad de réplicas para una dada potencia y un efecto de tratamiento?
- ¿Se exploraron los datos? (estadística descriptiva: tendencia central, dispersión, forma de la distribución, datos atípicos, datos faltantes)
- ¿Se chequearon los supuestos de la prueba?
- ¿Se estimó la magnitud del efecto mediante intervalos de confianza?
Recordar que la significación estadística no necesariamente asegura significación biológica
- ¿Qué error se puede estar cometiendo?
¿Con qué máxima probabilidad?
- ¿Se puede establecer una relación causal?
¿Estudio observacional o experimental?
- ¿Sobre que población se aplican las conclusiones?

