BIOMETRÍA II
CLASE 4
ANALISIS DE LA VARIANZA
MODELADO DE VARIANZAS

Adriana Pérez
Depto de Ecología, Genética y Evolución
FCEN, UBA

Marcadores biológicos de contaminación ambiental

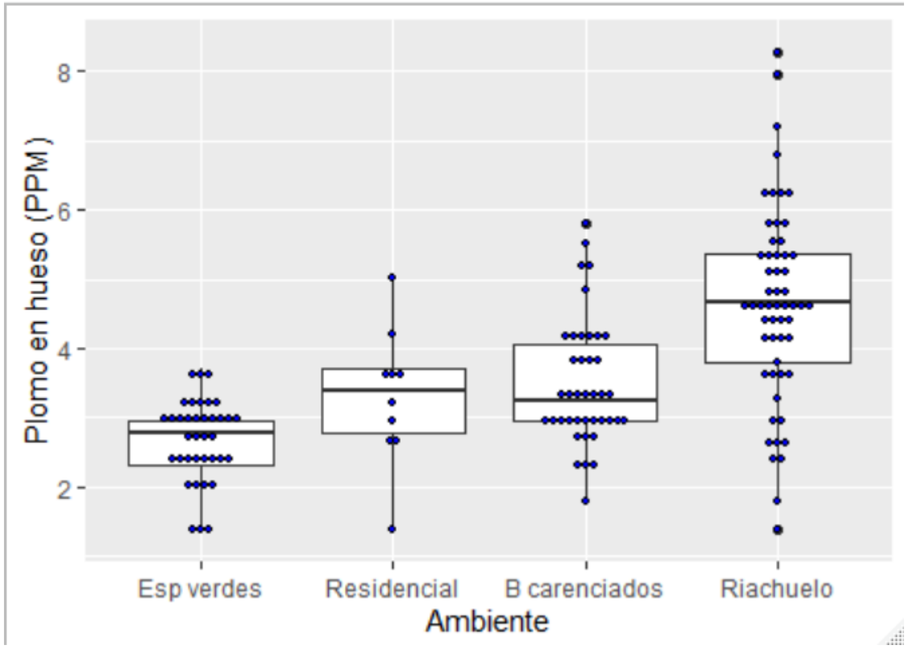
- Las ratas (genero *Rattus*) presentan áreas de actividad relativamente pequeñas, por lo que se ha sugerido que podrían ser usadas para la detección de contaminación ambiental por metales pesados del ambiente en el que viven
- Se desea comparar el nivel de acumulación media de plomo en ratas provenientes de distintos ambientes de CABA
- Para ello se efectuó un muestreo aleatorio de *Rattus norvegicus* en 4 ambientes contrastantes: *Espacios verdes; Barrios residenciales; Barrios carenciados* y *Costa del Riachuelo*.
- En cada ejemplar se registró el nivel de acumulación de plomo en fémur (ppm) (n=143)

  - Experimento o estudio observacional?
  - Unidad muestral / experimental? Independencia?
  - variable respuesta? Tipo y potencial distribución de probabilidades?
  - variable explicativa? Tipo y niveles?
  - Modelo?

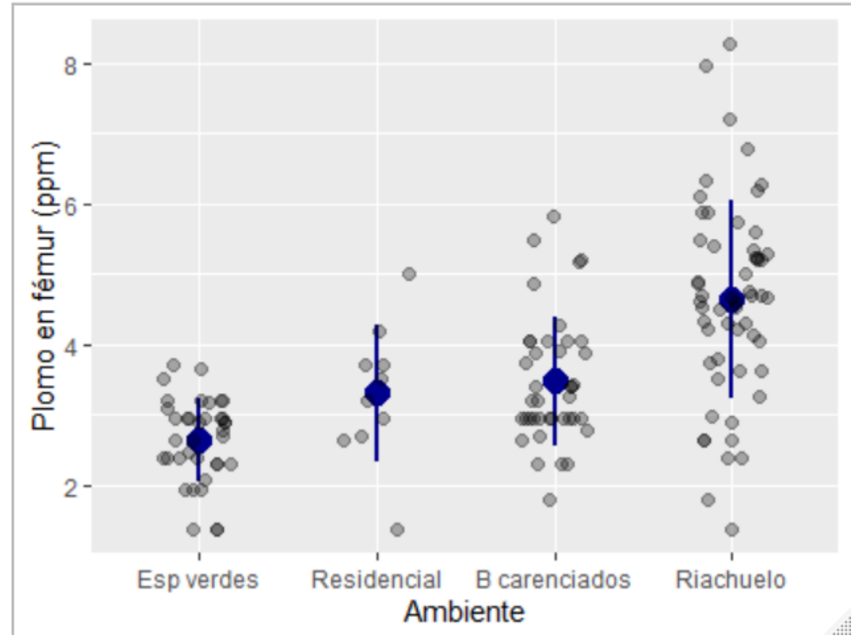
Plomo.txt

	Ambiente	Pb
1	Esp verdes	2.484907
2	Esp verdes	2.944439
3	Esp verdes	2.772589
4	Esp verdes	2.397895
5	Esp verdes	2.890372
6	Esp verdes	2.397895
7	Esp verdes	2.079442
8	Esp verdes	2.890372
9	Esp verdes	2.944439
10	Esp verdes	2.639057
11	Esp verdes	2.639057
12	Esp verdes	1.945910
13	Esp verdes	3.178054

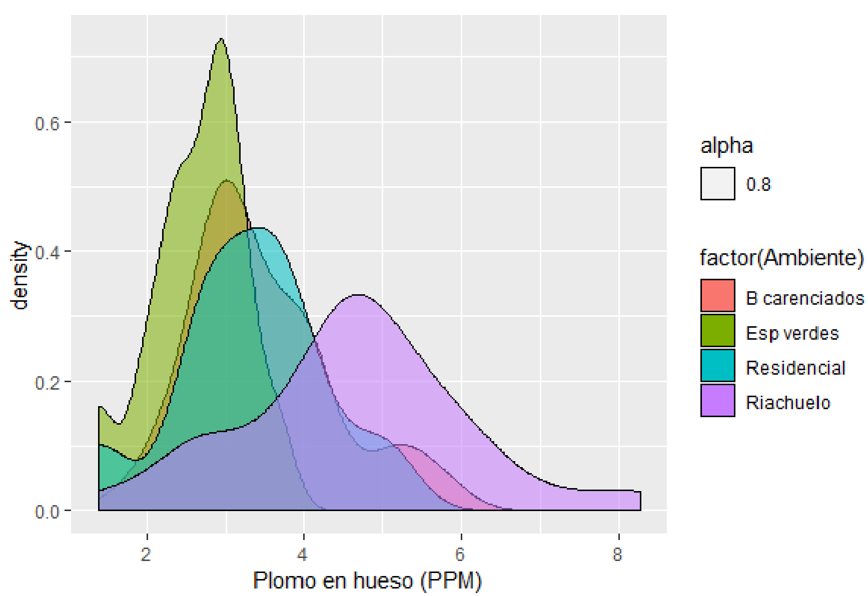
Showing 1 to 13 of 143 entries



Plomo en hueso (PPM)
8
6
4
2
Esp verdes
Residencial
B carenciados
Riachuelo
Ambiente



Plomo en fémur (ppm)
8
6
4
2
Esp verdes
Residencial
B carenciados
Riachuelo
Ambiente



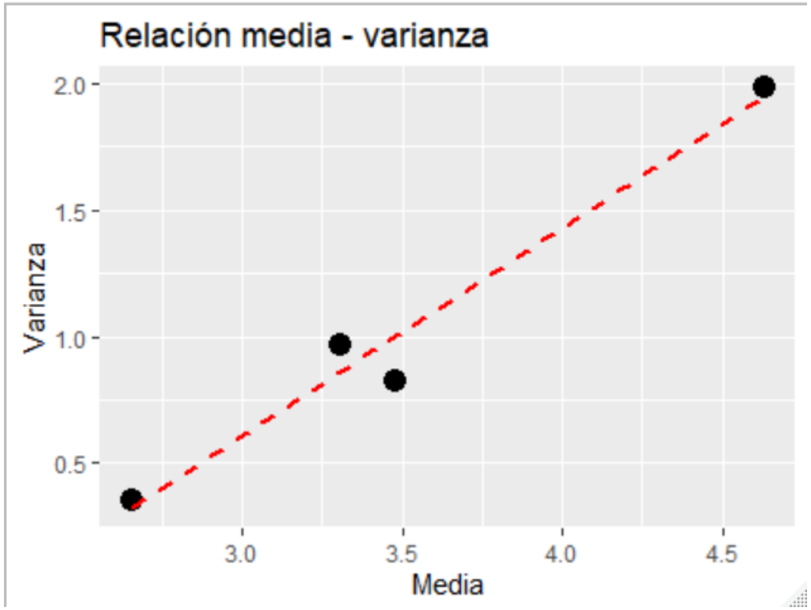
density
0.6
0.4
0.2
0.0
2
4
6
8
Plomo en hueso (PPM)
alpha
0.8
factor(Ambiente)
B carenciados
Esp verdes
Residencial
Riachuelo

Estadística descriptiva

Variable respuesta: Pb

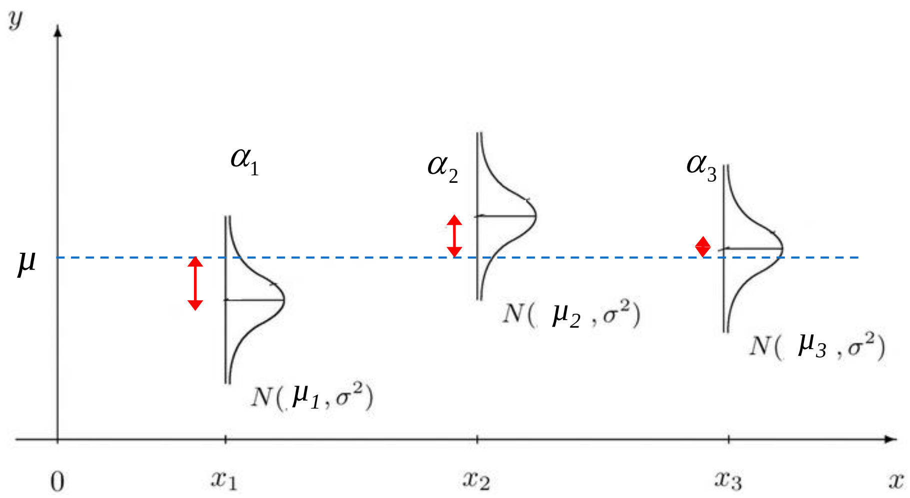
VE o factor: Ambiente con 4 niveles

	Ambiente	n	media	DE	var	min	max
	<fct>	<int>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>
1	Esp verdes	37	2.65	0.593	0.351	1.39	3.71
2	Residencial	10	3.31	0.984	0.968	1.39	5.02
3	B carenciados	40	3.48	0.910	0.828	1.79	5.81
4	Riachuelo	56	4.63	1.41	1.98	1.39	8.27



Modelo de comparación de medias

$$E(Y_i) = \mu + \alpha_i \qquad \varepsilon_{ij} \sim \text{Normal}\ (0,\ \sigma^2)$$




```
modelo1<-lm(Pb ~ Ambiente, data=bd)
```

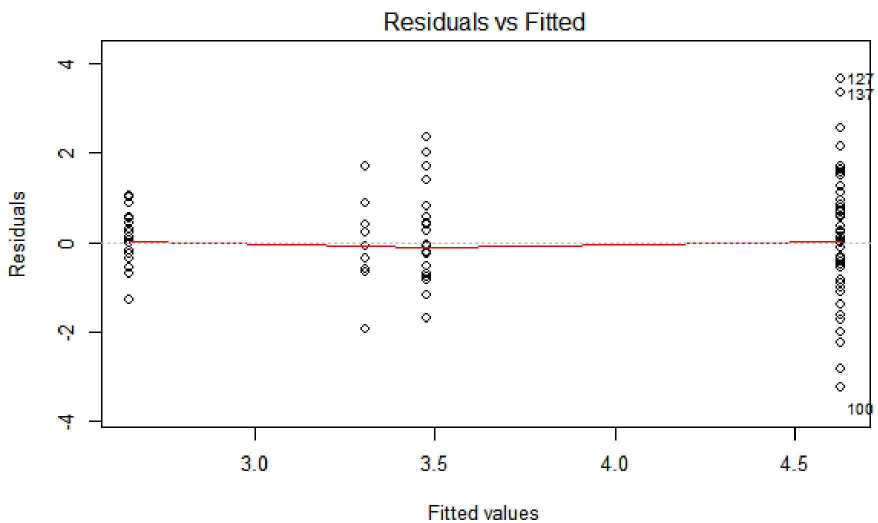
Supuestos del modelo

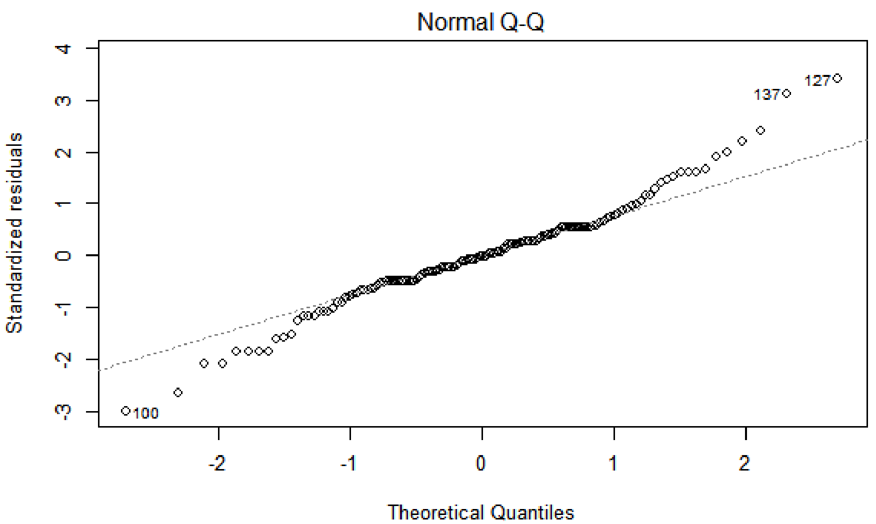
(mismos supuestos menos linealidad)

```
> anova(modelo1)
Analysis of Variance Table

Response: Pb
           Df  Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
Ambiente    3  92.348 30.7828  26.308 1.541e-13
Residuals 139 162.643  1.1701
```



```
> modelo1<-lm(Pb ~ Ambiente, data=bd)
```






```
> leveneTest(modelo1)
Levene's Test for Homogeneity of Variance
       Df F value   Pr(>F)
group   3  5.0704 0.002313 **
      139
```

```
> shapiro.test(residuals(modelo1))

        Shapiro-Wilk normality test

data:  residuals(modelo1)
W = 0.97456, p-value = 0.009099
```

El p-valor obtenido no es confiable

La buena noticia: podemos modelar la estructura de varianzas

$$\mathrm{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 \cdot \mathit{función\, de\, varianza}$$

$$\mathrm{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 \cdot f(\mu_i, X, \delta)$$

Se incorpora al modelo una función de varianza que puede depender de:

- μ_i = media o esperanza de la variable respuesta
- X = covariable para la varianza. Cualquier variable utilizada para modelar la estructura de varianzas de los errores
- δ = parámetro; es estimado en función de la estructura de varianzas propuesta

Las estimaciones son por mínimos cuadrados generalizados

Funciones de varianza

Identidad (varIdent) : una varianza distinta para cada grupo

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2{}_i)$$

Exponencial (varExp): la varianza como función exponencial de alguna covariable

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 \cdot e^{2\delta \cdot X_i})$$

Potencia (varPower): la varianza como función de potencia de alguna covariable

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 \cdot \left|X_i\right|^{2\delta})$$

Fija (varFixed): la varianza como función lineal de alguna covariable

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 \cdot X_i)$$

```
library("nlme")
gls(Y ~ X, weights="XX", data)
```

```
varIdent(form=~1|A)
varPower()
varExp()
varFixed(~X)
```

¿Cuál función utilizar?

varIdent

- Es la única que admite variables cualitativas como covariable
- Estima diferentes varianzas para cada nivel de la covariable (σ^2_i). Se estiman tantas varianzas como niveles -1

varPower

- No se puede usar cuando la covariable toma valores iguales a 0
- Requiere estimar un parámetro (δ)

varConstantPower

- Simil varPower pero se le suma una constante a la covariable:
- Requiere estimar dos parámetro (δ y la cte)
- Para covariables que toman valores iguales a 0

Explorar la relación varianza-media

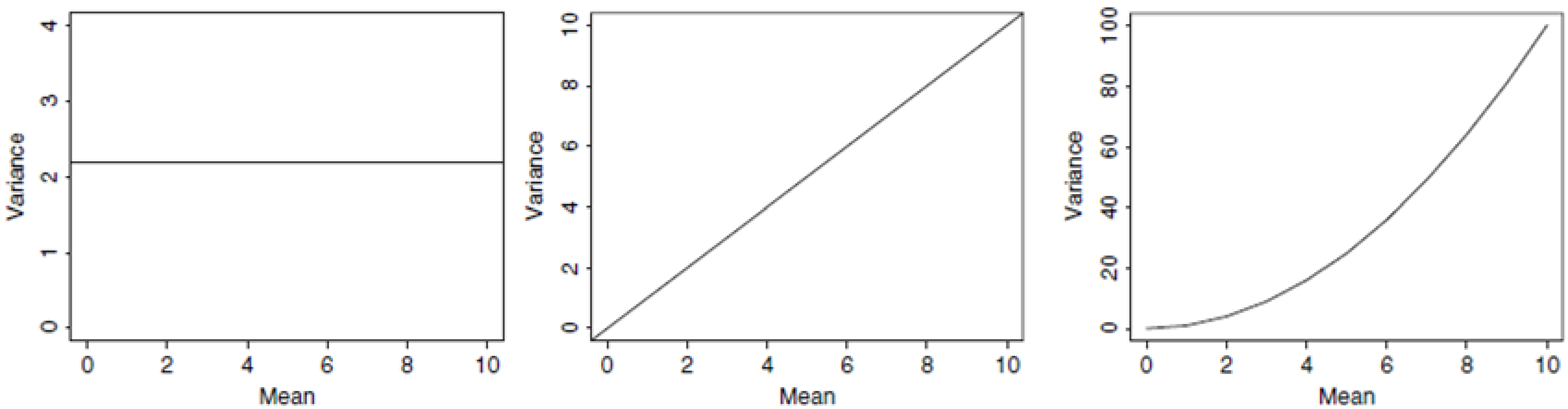
varExp

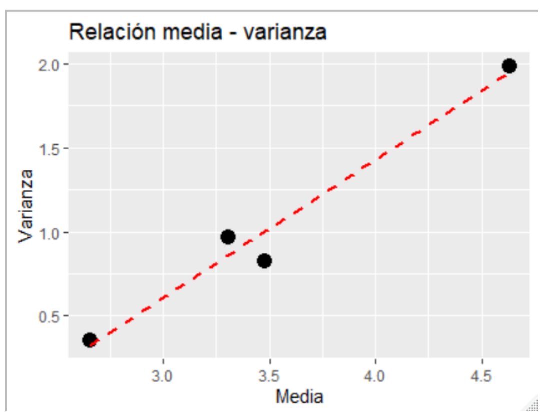
- Se puede usar cuando la covariable toma valores iguales a 0
- Puede tener problemas de estimación cuando los valores de la covariable son altos (i.e. > 100); en esos casos conviene reescalar
- Requiere estimar un parámetro (δ)

varFixed

- No requiere estimar ningún parámetro

Relación entre esperanza y varianza





Crawley 2007

Cuadrados mínimos generalizados (gls)
Modelando varianzas: varIdent(Ambiente)


```
> #modelo 3 modelado varianzas. VarIdent(ambiente)
> modelo3<-gls(Pb~Ambiente, weights=varIdent(form=~1|Ambiente), data=Plomo)
> anova(modelo3)
Denom. DF: 139
            numDF   F-value p-value
(Intercept)     1 1951.0503  <.0001
Ambiente        3   30.9453  <.0001
> modelo3
Generalized least squares fit by REML
  Model: Pb ~ Ambiente
  Data: Plomo
  Log-restricted-likelihood: -200.2043

Coefficients:
        (Intercept)  AmbienteEsp verdes AmbienteResidencial   AmbienteRiachuelo
          3.4763281          -0.8221418          -0.1706125           1.1526315

Variance function:
 Structure: Different standard deviations per stratum
 Formula: ~1 | Ambiente
 Parameter estimates:
   Esp verdes B carenciados   Residencial    Riachuelo
     1.000000      1.534740      1.659941     2.374431
Degrees of freedom: 143 total; 139 residual
Residual standard error: 0.5928515
```

Estimación por MV restringida (por default)

D.E. de Riachuelo/D.E. Esp verdes

Desvío estándar de Esp verdes

Cuadrados mínimos generalizados (gls)
Modelando varianzas: varIdent(Ambiente)


```
modelo3<-gls(Pb~Ambiente, weights=varIdent(form=~1|Ambiente), method="ML", data=bd)
```

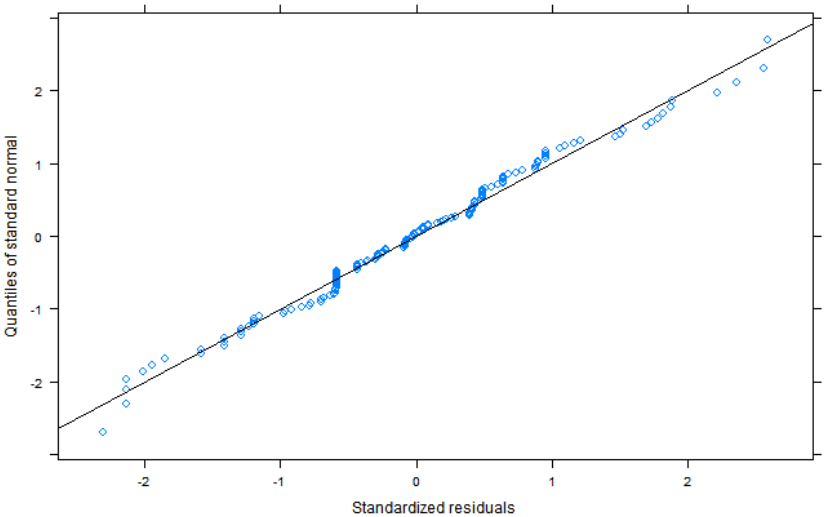
```
> modelo3
Generalized least squares fit by maximum likelihood
  Model: Pb ~ Ambiente
  Data: bd
  Log-likelihood: -196.7303

Coefficients:
          (Intercept)   AmbienteResidencial AmbienteB carenciados      AmbienteRiachuelo
            2.6541863             0.6515293             0.8221418              1.9747733

Variance function:
 Structure: Different standard deviations per stratum
 Formula: ~1 | Ambiente
 Parameter estimates:
   Esp verdes B carenciados   Residencial     Riachuelo
     1.000000      1.536338      1.596478      2.385593
Degrees of freedom: 143 total; 139 residual
Residual standard error: 0.5847852
```

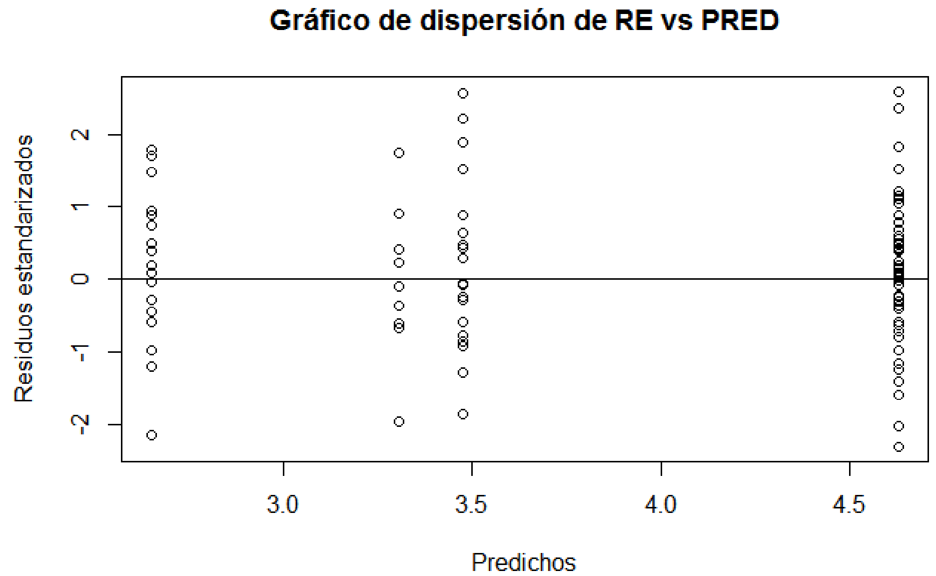
Estimación por MV

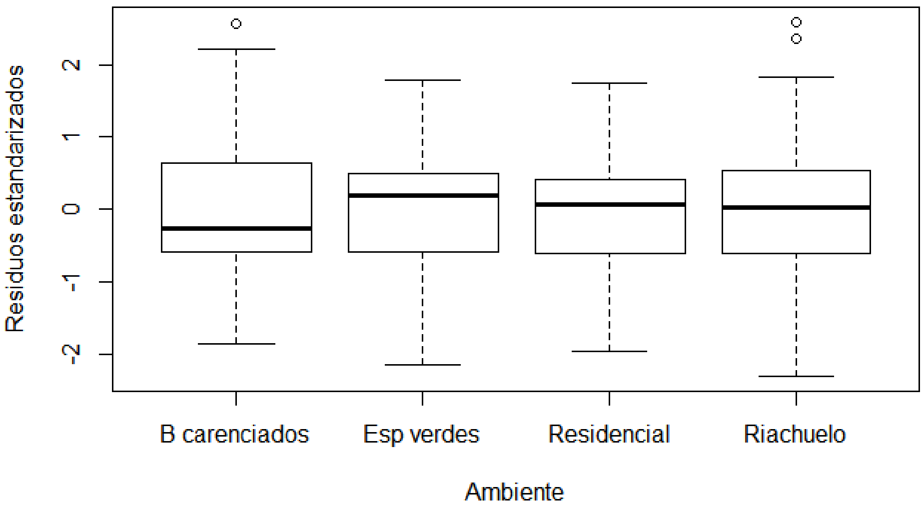
Cambian las estimaciones!

Cuando n es grande los estimadores de varianza por MV son normalmente asintóticos y consistentes. Cuando n es chico la estimación es sesgada ya que no divide por los GL sino por n. Eso se corrige empleando MV restringida (REML) que genera una función de verosimilitud sin considerar los efectos fijos

Modelando varianzas: varIdent(Ambiente)
Análisis de residuos (modelo3)







$$RE_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{\sqrt{\hat{\sigma}_i^2}}$$

O la función de varianza que corresponda

Cuadrados mínimos generalizados (gls)
Modelando varianzas: varPower


```
modelo4<-gls(Pb~Ambiente, weights=varPower(), data=Plomo)
> anova(modelo4)
Denom. DF: 139
            numDF   F-value p-value
(Intercept)     1 1940.6731  <.0001
Ambiente        3   30.1536  <.0001
> modelo4
Generalized least squares fit by REML
  Model: Pb ~ Ambiente
  Data: Plomo
  Log-restricted-likelihood: -200.4478

Coefficients:
        (Intercept)  AmbienteEsp verdes AmbienteResidencial   AmbienteRiachuelo
          3.4763281          -0.8221418          -0.1706125           1.1526315

Combination of variance functions:
 Structure: Power of variance covariate
 Formula: ~fitted(.)
 Parameter estimates:
    power
1.529801
Degrees of freedom: 143 total; 139 residual
Residual standard error: 0.1362282
```

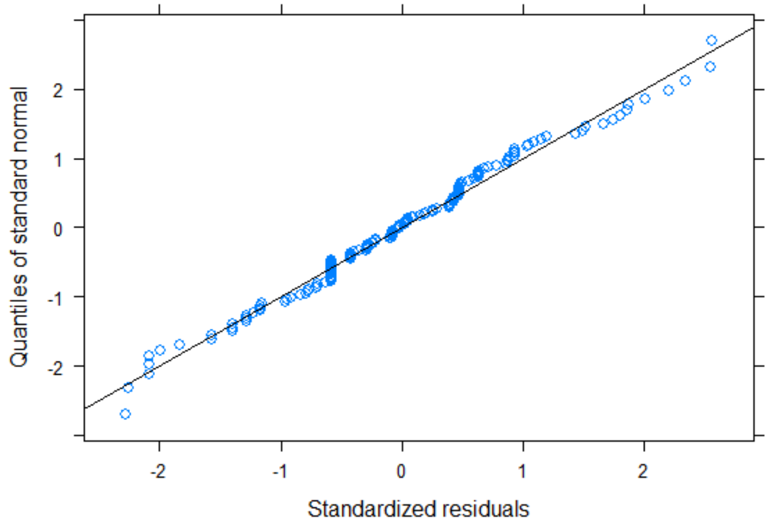
$\hat{\delta}$

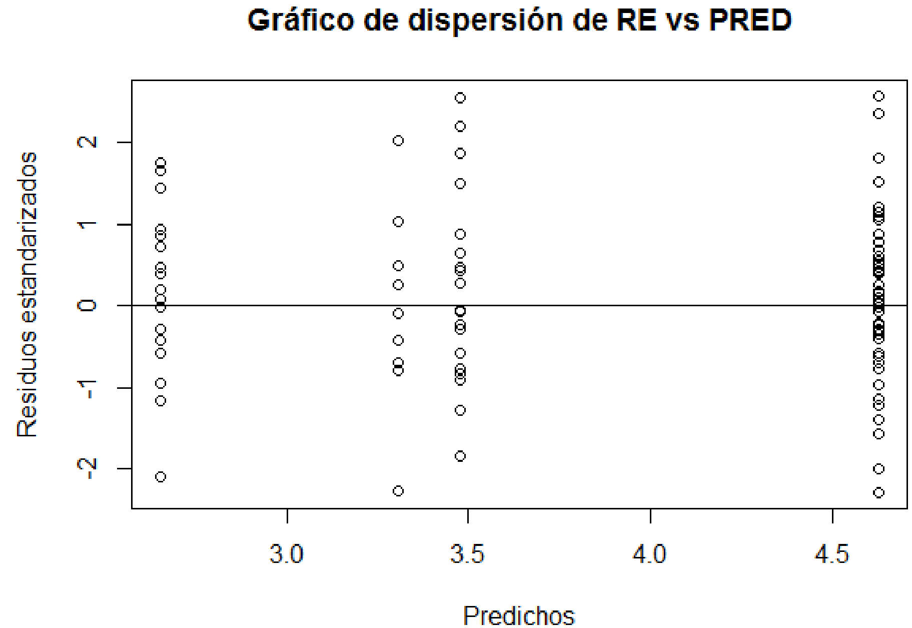
$\hat{\sigma}$

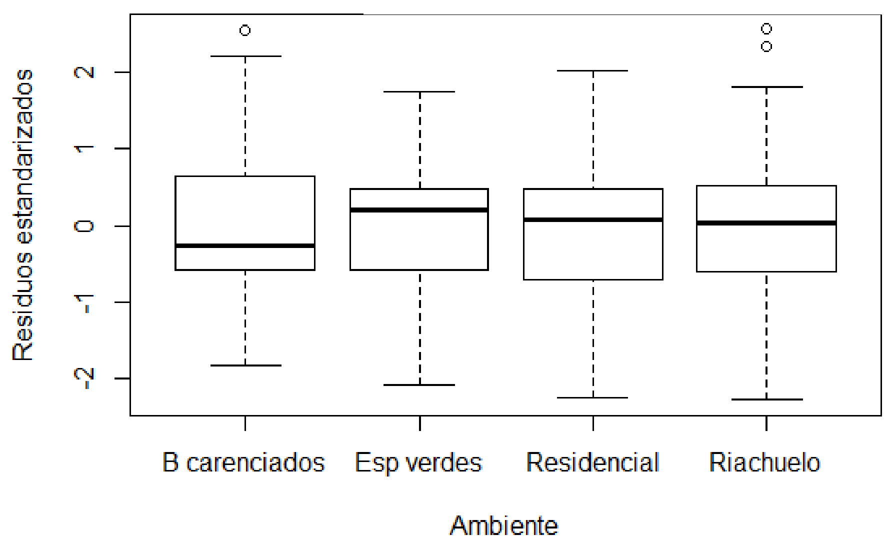
$$RE_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 * |X_i|^{2*\hat{\delta}}}}$$

$$RE_i = \frac{y_i - \hat{y}_i}{\sqrt{0{,}136^2 * |\hat{y}_i|^{2*1{,}53}}}$$

Modelando varianzas: VarPower
Análisis de residuos (modelo4)







Varios modelos posibles

	Residuos
Modelo 2: gls sin modelar varianzas. Se descarta por los residuos	x
Modelo 3: gls modelando varianzas por varIdent(ambiente)	**ok**
Modelo 4: gls modelando varianzas por varPower	**ok**
Modelo 5: gls modelando varianzas por varExp	**ok**

¿Cuál elegir?

Selección de modelos

Criterios de información:

- Resumen la información de un modelo, teniendo en cuenta la función de verosimilitud L(θ) (cuanto mayor, mejor) y el número de parámetros a estimar del modelo (p) (cuanto mayor, peor)
- Estiman la distancia relativa entre el modelo ajustado y el mecanismo verdadero pero desconocido (de tal vez infinitos parámetros) que generó los datos observados
- El valor individual no es interpretable, solo sirve con fines comparativos: cuanto menor, mejor el modelo

Comparación de modelos

Criterios de información:

- Akaike (AIC)
- Bayesiano de Schwartz (BIC)

$$AIC = -2\log L(\theta) + 2p$$

$$BIC = \underbrace{-2\log L(\theta)}_{\text{Medida del ajuste}} + \underbrace{p\ln(n)}_{\text{Penalización por la complejidad del modelo}}$$

- AIC y BIC menores, implican mejor ajuste

L	Log(L)	-2xLog(L)
0	--	--
0.1	-1	2
0.2	-0.70	1.40
0.3	-0.52	1.05
0.4	-0.40	0.80
0.5	-0.30	0.60
0.6	-0.22	0.44
0.7	-0.15	0.31
0.8	-0.10	0.19
0.9	-0.05	0.09
1	0	0

- BIC penaliza más que AIC los modelos con más parámetros a estimar

Burnham, K. P., Anderson, D. R., & Huyvaert, K. P. (2011). AIC model selection and multimodel inference in behavioral ecology: some background, observations, and comparisons. *Behavioral ecology and sociobiology*, *65*(1), 23-35.

Varios modelos

Modelo 2: gls sin modelar varianzas. Se descarta por los residuos
Modelo 3: gls modelando varianzas por varIdent(ambiente)
Modelo 4: gls modelando varianzas por varPower
Modelo 5: gls modelando varianzas por varExp

```
> AIC(modelo2,modelo3,modelo4,modelo5)
        df      AIC

modelo3  8 416.4087
modelo4  6 412.8956
modelo5  6 413.3685
```

1- Seleccionamos los modelo con residuos adecuados (modelos 3 a 5)
2- Seleccionamos el que presente menor AIC (modelo 4)

$$E(Y_i) = \mu + \alpha_i$$

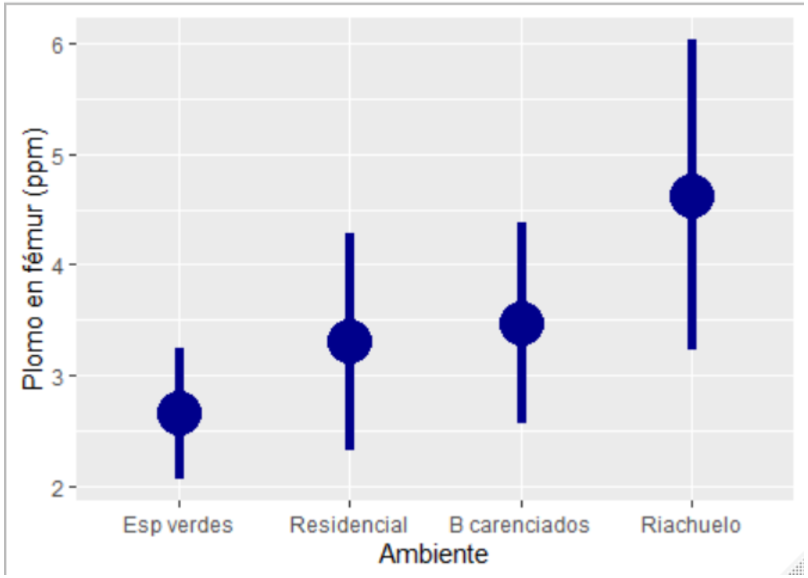
H1: Algún $\alpha_i \neq 0$

Anova


```
modelo4<-gls(Pb~Ambiente, weights=varPower(), data=Plomo)
> anova(modelo4)
Denom. DF: 139
            numDF   F-value p-value
(Intercept)     1 1940.6731  <.0001
Ambiente        3   30.1536  <.0001
```

P-valor< 0,05

La concentración media de plomo en los fémures de las ratas de **alguno** de los ambientes difiere significativamente de la media general



Comparaciones múltiples

Anova
Comparaciones múltiples

- Sirven para detectar diferencias entre las medias de los tratamientos como complemento a la prueba global
- Controlan de alguna manera el error global, es decir la probabilidad de cometer al menos un error tipo I.
- Equivalen a hacer múltiples test t con algún tipo de ajuste
- Existen distintos métodos de comparación, según como controlen el error global

Comparaciones múltiples

- Compara subgrupos de medias. Por ejemplo de a pares:
  - H_o: $\mu_i = \mu_j$ (o lo que es lo mismo, $\mu_i - \mu_j = o$)
  - H_1: $\mu_i \neq \mu_j$ (o lo que es lo mismo, $\mu_i - \mu_j \neq o$)

- La lógica es la del test de t para la comparación de dos medias. Los distintos métodos difieren en cómo se calcula el EE, en la distribución de probabilidades, en ajustes en nivel de significación, etc

$$t_{GL} = \frac{\Delta\overline{Y} - \Delta\mu}{EE_{\overline{Y}_1 - \overline{Y}_2}} = \frac{\Delta\overline{Y} - \Delta\mu}{\sqrt{\frac{S^2}{n_1} + \frac{S^2}{n_2}}} = \frac{\Delta\overline{Y} - \Delta\mu}{\boxed{\sqrt{\frac{CMerror}{n_1} + \frac{CMerror}{n_2}}}}$$

EE para la diferencia de medias

$$\Delta\overline{Y} \pm P_{GL,\alpha}\ EE_{\Delta\overline{Y}}$$

Se puede expresar como un IC para la diferencia de dos medias y ver si cero pertenece al IC. Además permite estimar la magnitud del efecto

Clasificación de los métodos

A priori: planeados

- Las hipótesis se plantean antes del muestreo
- Se basan en información independiente del experimento
- pueden detectar diferencias aunque el anova no lo haya hecho, ya que incorporan información que ni la hipótesis global ni las comparaciones a posteriori poseen
- Mayor sensibilidad, mayor potencia
  - Contrastes ortogonales
  - Método de Bonferroni
  - Método de Dunnet

A posteriori: no planeados

- se aplican sólo si el Anova dio significativo
- "búsqueda de significación", exploratorios
- Más conservativos, menos potentes
  - Método de Tukey

Comparaciones no planeadas
Método de Tukey

- Compara todos los pares posibles de medias
- La cantidad total de comparaciones de a pares posibles con *a* grupos es:

$$\frac{a(a-1)}{2}$$

$$q_{GL\ dentro,a} = \frac{\Delta\bar{Y} - \Delta\mu}{\sqrt{\frac{CMerror}{n_i}}}$$

Distribución de TUKEY

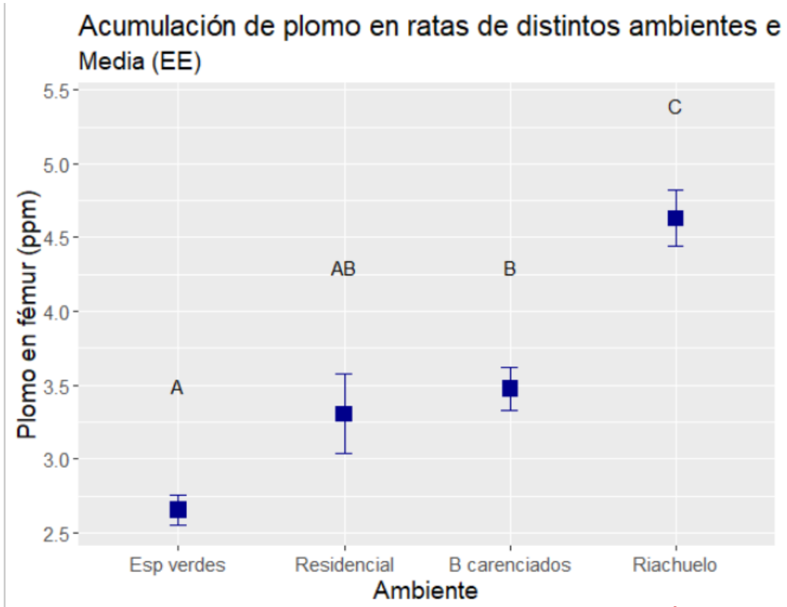
- <u>Procedimiento</u>: Se calculan todas las diferencias entre las medias de los tratamientos y se comparan con una diferencia crítica o **diferencia mínima significativa** (DMS):

$$\Delta\bar{Y}\ vs\ DMS = q_{GL\ dentro,\alpha,k}\sqrt{\frac{CMdentro}{n_i}}$$

- Alternativamente se calcula un IC para la diferencia de dos medias

Usando paquete emmeans. Tukey por default
emmeans(modelo4, pairwise ~ Ambiente)

```
$emmeans
 Ambiente        emmean     SE    df lower.CL upper.CL
 Esp verdes        2.65 0.0993  43.1     2.45     2.85
 Residencial       3.31 0.2680 109.3     2.77     3.84
 B carenciados     3.48 0.1448 128.7     3.19     3.76
 Riachuelo         4.63 0.1904  76.8     4.25     5.01

d.f. method: satterthwaite
Confidence level used: 0.95

$contrasts
 contrast                     estimate    SE    df t.ratio p.value
 Esp verdes - Residencial       -0.652 0.286  98.5 -2.280  0.1098
 Esp verdes - B carenciados     -0.822 0.176  94.7 -4.683  0.0001
 Esp verdes - Riachuelo         -1.975 0.215 122.9 -9.196  <.0001
 Residencial - B carenciados    -0.171 0.305 113.9 -0.560  0.9436
 Residencial - Riachuelo        -1.323 0.329 142.5 -4.025  0.0005
 B carenciados - Riachuelo      -1.153 0.239 117.5 -4.818  <.0001

P value adjustment: tukey method for comparing a family of 4 estimates
```



¿Las medias difieren significativamente? ¿En qué magnitud?

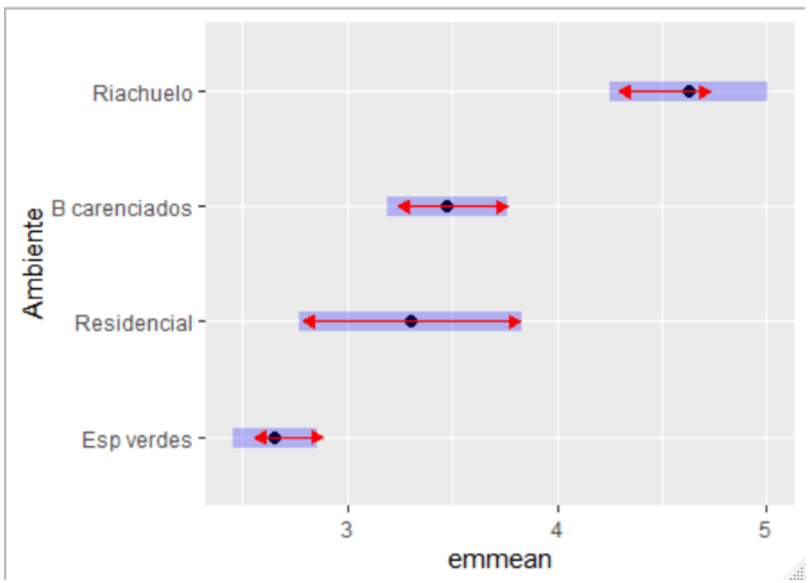
Graficar siempre las estimaciones que surgen del modelo

No usar los IC para la media para determinar si hay diferencias.
Lo correcto es analizar IC para la diferencia de medias

```
$contrasts
 contrast                    estimate    SE    df lower.CL upper.CL
 Esp verdes - Residencial      -0.652 0.286  98.5   -1.398   0.0953
 Esp verdes - B carenciados    -0.822 0.176  94.7   -1.281  -0.3630
 Esp verdes - Riachuelo        -1.975 0.215 122.9   -2.534  -1.4155
 Residencial - B carenciados   -0.171 0.305 113.9   -0.965   0.6236
 Residencial - Riachuelo       -1.323 0.329 142.5   -2.178  -0.4686
 B carenciados - Riachuelo     -1.153 0.239 117.5   -1.776  -0.5291
```

IC95% para la diferencia de medias: Contiene al cero? Si lo contiene, cuál es su magnitud?

Las barras azules son IC para la media. Las flechas rojas indican comparaciones entre medias. Si las flechas de dos grupos se solapan, las diferencias no son estadísticamente significativas



Con una confianza del 95% se estima que la concentración de plomo en fémur de ratas de Riachuelo es, en promedio, entre 1,43 y 2,52 ppm mayor a la de ratas de espacios verdes

```
emmeans(modelo4, pairwise ~ Ambiente, adjust = "bonf")
```

Método de Bonferroni

- Consiste en ajustar los valores p de las pruebas de hipótesis individuales de manera de controlar el error global (corrección por múltiples tests)

$$valor\ \ p\ corregido = valor\ \ p \cdot m$$

- O lo que es lo mismo, $\alpha\ corregido = \alpha^* = \dfrac{\alpha}{m}$

  donde m es la cantidad de comparaciones que se efectúan
- Si solo se hace una comparación, equivale a un test t. Pero la prueba va perdiendo potencia si m es muy grande
- Existen variantes no tan conservadoras Bonferroni secuencial (Holm, 1979)

```
$contrasts
 contrast                    estimate    SE    df t.ratio p.value
 Esp verdes - Residencial      -0.652 0.286  98.5 -2.280  0.1486
 Esp verdes - B carenciados    -0.822 0.176  94.7 -4.683  0.0001
 Esp verdes - Riachuelo        -1.975 0.215 122.9 -9.196  <.0001
 Residencial - B carenciados   -0.171 0.305 113.9 -0.560  1.0000
 Residencial - Riachuelo       -1.323 0.329 142.5 -4.025  0.0006
 B carenciados - Riachuelo     -1.153 0.239 117.5 -4.818  <.0001

P value adjustment: bonferroni method for 6 tests
```

Contrastes ortogonales

- Otra lógica: preguntas específicas planteadas a priori basadas en información por fuera del ensayo (pocas, bien dirigidas, máxima potencia)
- Los contrastes deben ser independientes (ortogonales) entre sí, ya que consisten en una descomposición de la SC de los tratamientos
- Como máximo #grupos-1 contrastes
- Solo para diseños balanceados
- Equivale a un test t

Contrastes ortogonales

- Máximo 3 contrastes
- ¿Zonas con mayor cobertura vegetal (espacios verdes y residenciales) difieren de zonas con menor cobertura (barrios carenciados y Riachuelo)?
- ¿ espacios verdes y residenciales difieren entre sí?

$$Ho^1 : \frac{\mu_{esp.verd} + \mu_{res}}{2} = \frac{\mu_{b.car} + \mu_{riach}}{2} \Rightarrow \frac{\mu_{esp.verd} + \mu_{res}}{2} - \frac{\mu_{b.car} + \mu_{riach}}{2} = 0$$

$$Ho^2 : \mu_{esp.verd} = \mu_{res} \Rightarrow \mu_{esp.verd} - \mu_{res} = 0$$

Contraste	1	2	ci cj
Esp verdes			
Residenciales			
Carenciados			
Riachuelo			

$$\Sigma c_i = 0$$

$$\Sigma c_i c_j = 0 \quad para\ todos\ (i, j)$$

Contrastes ortogonales

1. Creamos la matriz de coeficientes

```
c1<-c(1/2,1/2, -1/2,-1/2)
c2<-c(1,-1,0,0)
matriz_contrastes<-cbind(c1,c2)
```

```
> matriz_contrastes
       c1 c2
[1,]  0.5  1
[2,]  0.5 -1
[3,] -0.5  0
[4,] -0.5  0
```

2. Ajustamos el modelo

```
modelo4b <- lm(Pb ~ Ambiente, data=bd,contrasts =
list(dosis_cd_cuali=matriz_contrastes))
summary(modelo4b)
```

```
Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)   3.5643     0.1208  29.516  < 2e-16 ***
Ambientec1   -1.1687     0.2415  -4.839  3.4e-06 ***
Ambientec2   -0.3258     0.2096  -1.554    0.122    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

¿Cuál método de comparación elegir?

Tukey: todos contra todos, de a pares. "Búsqueda de significación", exploratorio. El más recomendable para ese objetivo

Bonferroni: Cuantas más comparaciones menos potente

Dunnet: todos contra el control

Ortogonal: el más potente de todos, pero con serias restricciones acerca de las comparaciones que se pueden efectuar (deben ser matemáticamente ortogonales)

⇨ Compromiso entre cantidad de preguntas que se desean responder y potencia (a fin de mantener el error global)

Modelo4 como regresión lineal

```
                          Value
AmbienteEsp verdes     2.654186
AmbienteResidencial    3.305716
AmbienteB carenciados  3.476328
AmbienteRiachuelo      4.628960
```



```
modelo4<-gls(Pb~Ambiente, weights=varPower(), data=Plomo)
```

```
> summary(modelo4)
Generalized least squares fit by REML
Variance function:
 Structure: Power of variance covariate
 Formula: ~fitted(.)
 Parameter estimates:
   power
1.529801

Coefficients:
                          Value  Std.Error   t-value p-value
(Intercept)           2.6541863 0.09970036 26.621633  0.0000
AmbienteResidencial   0.6515293 0.28623657  2.276192  0.0244
AmbienteB carenciados 0.8221418 0.17588010  4.674445  0.0000
AmbienteRiachuelo     1.9747733 0.21436703  9.212113  0.0000
```

Magnitud del efecto (diferencia de medias)

EE para la diferencia de medias

- Salvo cuando hay solo dos niveles, no hay una prueba "global" sobre el efecto de la VE
- Los coeficientes son diferencias de medias con respecto al nivel de referencia; no se informan otras comparaciones
- No son comparaciones ortogonales
- No controlan el error global

Resumiendo

- El análisis de la varianza puede usarse para comparar cualquier cantidad de grupos con respecto a su media
- Si la VE es cuantitativa y afecta a la VR según una función modelable, es más eficiente utilizar regresión que anova (más parsimoniosa, permite interpolar)
- Si la VE es cuali o si es cuanti pero sin una relación clara, se recomienda Anova
- Luego del ANOVA se debe aplicar algún método de comparaciones entre grupos. La elección del método depende de los objetivos
- Para leer sobre IC en comparaciones: Cumming, G., & Finch, S. (2005). Inference by eye: confidence intervals and how to read pictures of data. *American Psychologist*, *60*(2), 170.