

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

Solución del Taller

1. Estimar los **efectos** de cada uno de los factores **principales** y los efectos de **interacción doble**. Grafique los efectos estimados en un gráfico de probabilidad normal, úselo para seleccionar un modelo tentativo.

Solución:

Y : Resistividad de la Oblea hallada en los diferentes niveles de los **cuatro** factores considerados: **A, B, C, D**.

k = 4: Número de factores. **n** = 1 : Número de réplicas.

Recuerde que el **estimador del efecto** de cada Factor es: El **contraste** asociado al Factor dividido por $n * 2^{k-1} = 1 \times 2^3 = 8$.

Y	1,92	11,28	1,09	5,75	2,13	9,53	1,03	5,35	1,6	11,73	1,16	4,68	2,16	9,11	1,07	5,3
Signos de A	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
	-1,92	11,28	-1,09	5,75	-2,13	9,53	-1,03	5,35	-1,6	11,73	-1,16	4,68	-2,16	9,11	-1,07	5,3
Contraste de A	50,57															
Efecto estimado de A	6,32125															

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

En forma análoga se hallan los otros **efectos**, a partir de la multiplicación de la **TABLA** de signos por el respectivo valor de **Y** y luego sumarlos y dividirlos por 8:

Resistividad	A	B	C	D	AB	AC	AD	BC	BD	CD	ABC	ABD	BCD	ACD	ABCD
1,92	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1
11,28	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1	1	-1
1,09	-1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
5,75	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	1
2,13	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1
9,53	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	1
1,03	-1	1	1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	1	-1	1	1
5,35	1	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
1,6	-1	-1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1
11,73	1	-1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	1
1,16	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	1
4,68	1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1
2,16	-1	-1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1
9,11	1	-1	1	1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1
1,07	-1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1
5,3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

También, los estimadores de los **efectos** se pueden hallar en **R**, a partir de la función **lm**

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```

datos<- matrix( c( 1.92,-1,-1,-1,-1, 11.28,1,-1,-1,-1, 1.09,-1,1,-1,-1,
5.75,1,1,-1,-1, 2.13,-1,-1,1,-1, 9.53,1,-1,1,-1, 1.03,-1,1,1,-1, 5.35,1,1,1,-1,
1.6,-1,-1,-1,1, 11.73,1,-1,-1,1, 1.16,-1,1,-1,1, 4.68,1,1,-1,1, 2.16,-1,-1,1,1,
9.11,1,-1,1,1, 1.07,-1,1,1,1, 5.3,1,1,1,1 ), ncol=5, byrow=T )

y      <-  datos[,1]; A <- datos[,2]; B <- datos[,3]; C <- datos[,4];D <- datos[,5]

mod1   <-  lm(y~A*B*C*D)

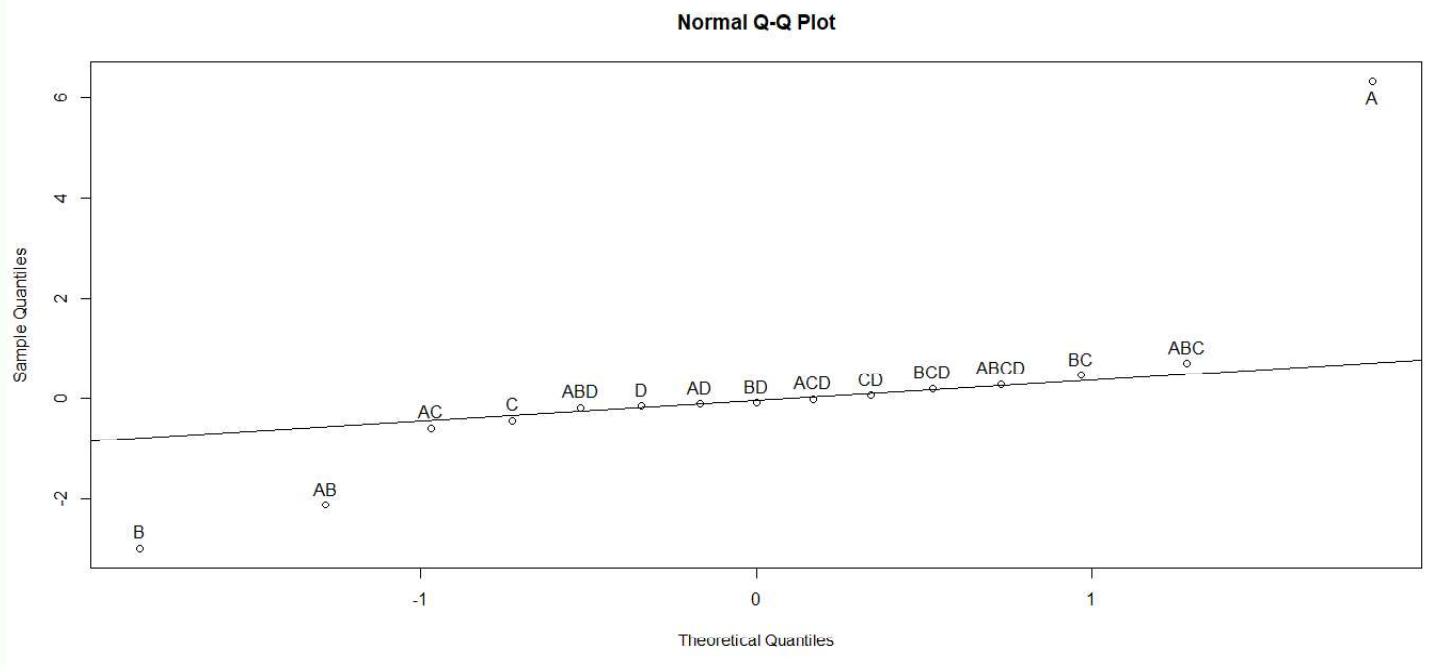
summary(mod1)

coef    <- mod1$coefficients
efectos <- 2*mod1$coefficients
efectos <-efectos[-1]
efectos
#      A          B          C          D      A:B      A:C      B:C      A:D      B:D
# 6.32125 -3.00375 -0.44125 -0.15875 -2.13875 -0.59625  0.45875 -0.11375 -0.09375
#      C:D      A:B:C      A:B:D      A:C:D      B:C:D      A:B:C:D
# 0.05875  0.68875 -0.19375 -0.02125  0.18875  0.28375

```

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```
identify(qqnorm(efectos[1:14]), labels=c("A", "B", "C", "D", "AB", "AC", "BC", "AD", "BD",  
    "CD", "ABC", "ABD", "ACD", "BCD", "ABCD"))  
qqline(efectos)
```



Modelo Tentativo:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}, \quad i = 1, 2, j = 1, 2, k = 1, 2, 3, 4, \quad \varepsilon_{ijk} \sim NID(0, \sigma^2). \quad (3)$$

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

2. Ajuste el modelo obtenido en la parte 1. y haga el análisis de **residuales** para la verificación de los supuestos. ¿Hay indicios de que el modelo **NO** es adecuado?

```
y <- datos[,1]; A <- as.factor(datos[,2]);
B <- as.factor(datos[,3]); C <- as.factor(datos[,4])
modelo1<-aov(y~A*B)
summary(modelo1)
####Salida del R#####
Analysis of Variance Table
Response: y
          Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
A           1  159.833   159.833   333.088 4.049e-10 ***
B           1   36.090    36.090    75.211 1.630e-06 ***
A:B          1   18.297    18.297    38.130 4.763e-05 ***
Residuals  12    5.758     0.480
```

NOTA: Observe que tanto el efecto de interacción **AB** como el de los efectos principales **A** y **B** son todos altamente **significativos**, a un nivel de significancia del 5%.

Verificación de los supuestos del Modelo:

Normalidad:

Shapiro-Wilk normality test

data: res

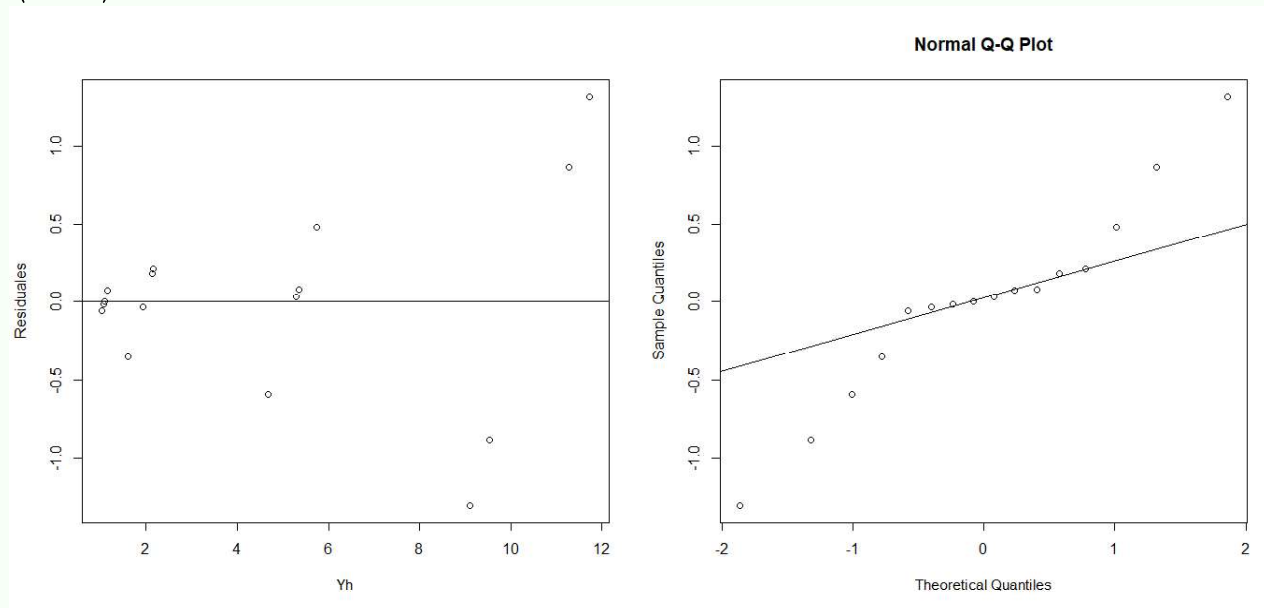
W = 0.94285, p-value = 0.3854

```
#####
res<-mod1$residuals
shapiro.test(res)
#####
```

Dis. Experimentos 02 – 2022 Escuela de Estadística

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```
par(mfrow=c(1,2))
plot(y,res,ylab="Residuales",xlab="Yh")
abline(h=0)
qqnorm(res)
qqline(res)
```



Note que al parecer el supuesto de **homogeneidad de varianza NO** se cumple, existe tendencia en forma de parlante.

En cuanto a la normalidad, este supuesto se verifica al usar la prueba de Shapiro-Wilks a un nivel de significancia del 5%.

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```
bartlett.test(res,A)
#           Bartlett test of homogeneity of variances
#data:  res and A
#Bartlett's K-squared = 12.857, df = 1,
#p-value = 0.0003363
```

```
bartlett.test(res,B)
#           Bartlett test of homogeneity of variances
#data:  res and B
#Bartlett's K-squared = 6.4881, df = 1,
#p-value = 0.01086
```

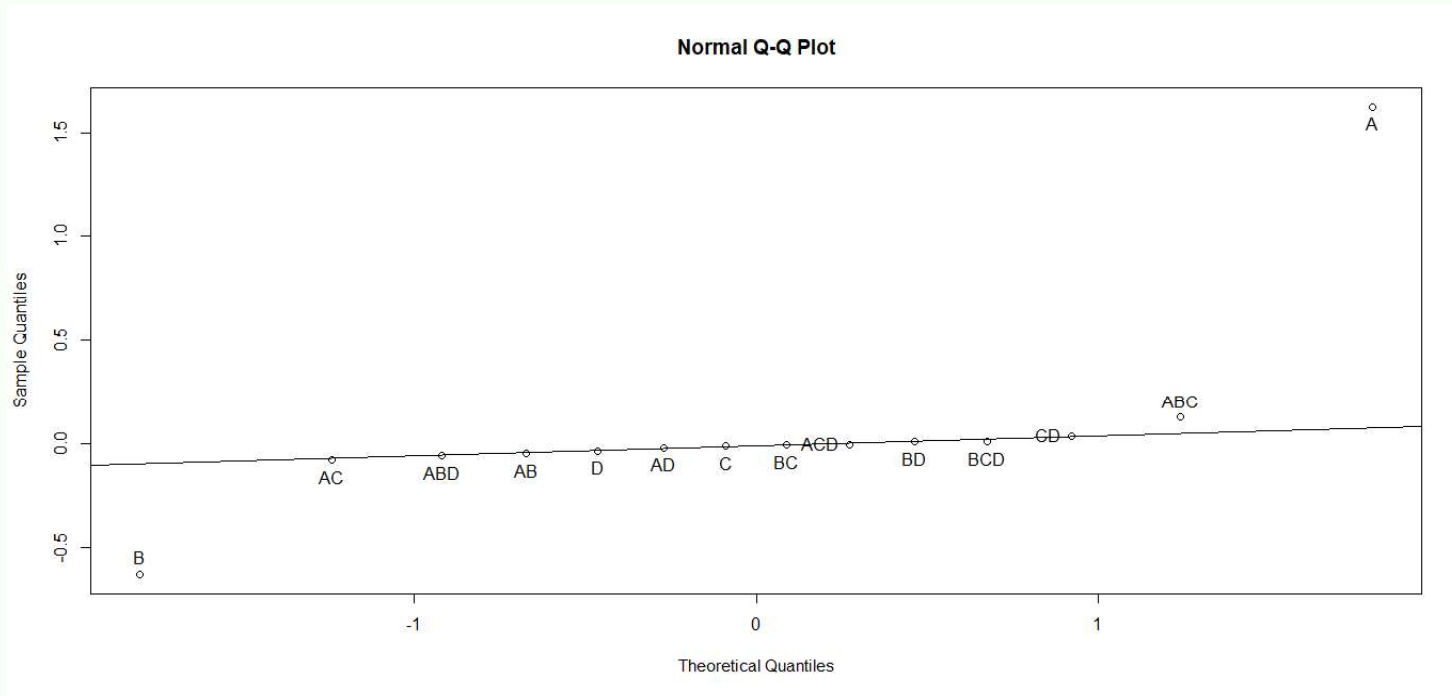
Conclusión Se obtiene una conclusión similar con la prueba de **Bartlett**, para cada factor individual **NO** hay **homogeneidad de varianza** en los errores del modelo.

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

- 3.** Repita el análisis de las partes **1** y **2** con $\ln(y)$ como variable respuesta.
¿Existen indicios de que la transformación ha sido apropiada?

```
y<-log(y)
A <- datos[,2]; B <- datos[,3]; C <- datos[,4]; D <- datos[,5]
mod1 <- lm(y~A*B*C*D);summary(mod1)
coef <- mod1$coefficients
efectos <- 2*mod1$coefficients
efectos <-efectos[-1]
efectos
#####
identify(qqnorm(efectos[1:14]),labels=c("A","B","C","D","AB",
      "AC","BC","AD","BD","CD","ABC","ABD","ACD","BCD","ABCD"))
qqline(efectos)
```


Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k



Observe que sólo los factores principales **A** y **B** tienen efectos importantes en la resistividad de la Oblea (en escala logarítmica).

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```
mod2<-aov(y~A*B)
summary(mod2)
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
A	1	10.572	10.572	954.04	8.33e-13 ***
B	1	1.580	1.580	142.61	5.10e-08 ***
A:B	1	0.010	0.010	0.88	0.367
Residuals	12	0.133	0.011		

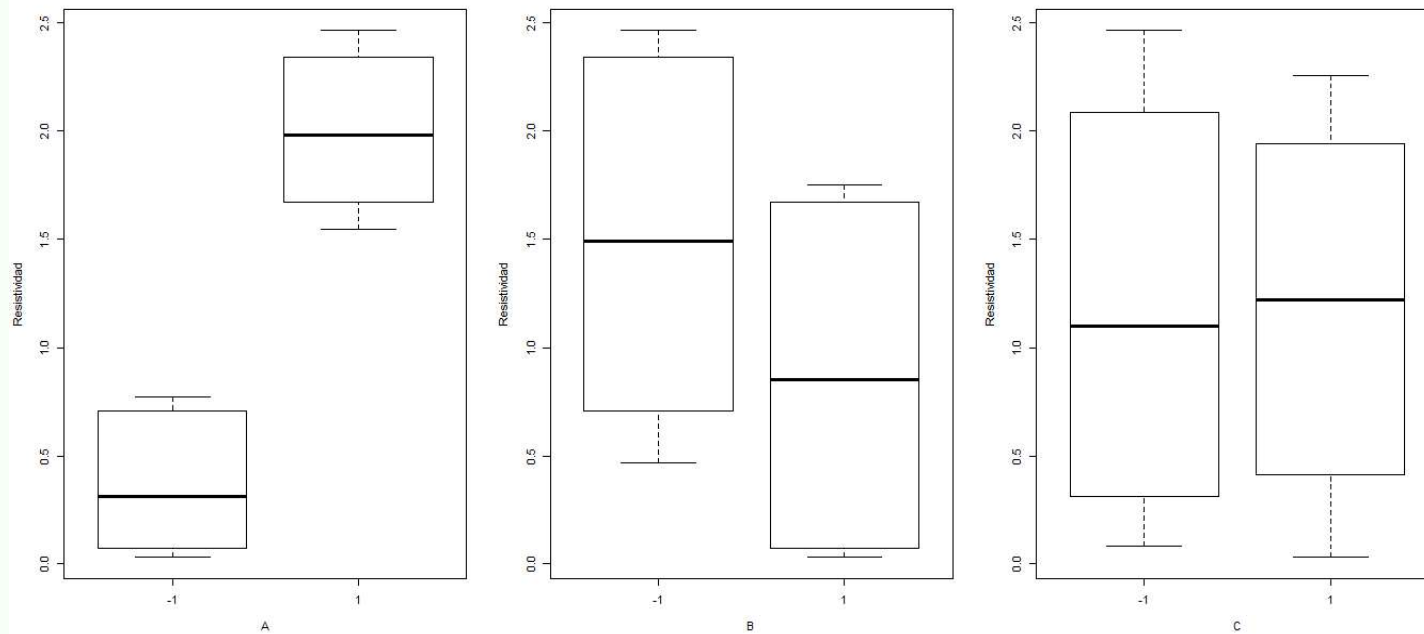
Note que la interacción entre los factores **A** y **B** no es significativa, a un nivel de significancia del **5 %**.

Verificación de los Supuestos:

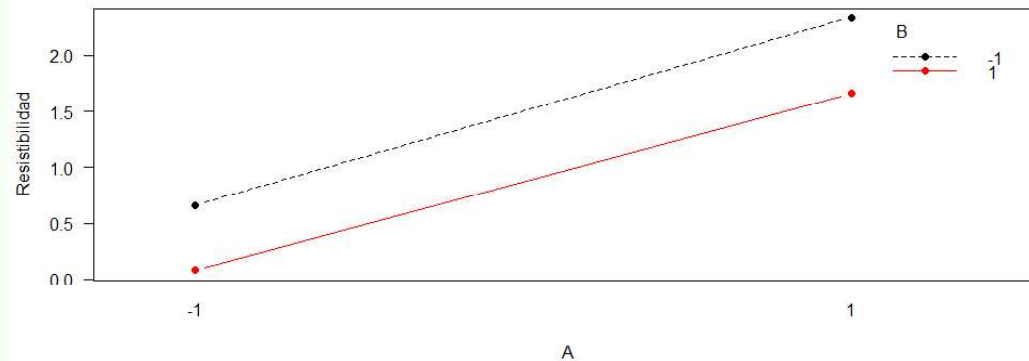
```
###Modelo sin Interacción#####
mod3 <- aov(y~A+B)
summary(mod3)
res <- mod3$residuals
shapiro.test(res)
#### Shapiro-Wilk normality test
#### data: res
#### W = 0.91145, p-value = 0.1228
bartlett.test(res,A)
# Bartlett test of homogeneity of variances
# data: res and A
# Bartlett's K-squared = 0.33025, df = 1, p-value = 0.5655
bartlett.test(res,B)
# Bartlett test of homogeneity of variances
# data: res and B
# Bartlett's K-squared = 0.24004, df = 1, p-value = 0.6242
```

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

```
par(mfrow=c(1,3))
boxplot(split(y,A),xlab='A',ylab='Resistividad')
boxplot(split(y,B),xlab='B',ylab='Resistividad')
boxplot(split(y,C),xlab='C',ylab='Resistividad')
```



Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k



4. Ajuste un modelo en términos de las variables codificadas que puede ser usado para predecir la resistividad.

```
A <- datos[,2]; B <- datos[,3]; C <- datos[,4]; D <- datos[,5]; y <- log(y)
modelo4 <- lm(y ~ A + B)
summary(modelo4)
```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	1.1854	0.0262	45.25	1.09e-15	***
A	0.8129	0.0262	31.03	1.41e-13	***
B	-0.3143	0.0262	-12.00	2.09e-08	***

Modelo Ajustado:

$$\hat{\log}(y) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 A + \hat{\beta}_2 B$$

$$\hat{\log}(y) = 1.1854 + 0.8129 A - 0.3143 B, \quad A = \pm 1, \quad B = \pm 1$$

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

5. Suponga que el experimentador ha realizado cuatro corridas al centro junto con las 16 corridas experimentales anteriores. Las medidas de resistividad en el centro fueron: **8.15**, **7.63**, **8.95** y **6.48**. Analice el experimento otra vez con los puntos centrales.

¿Qué conclusiones se pueden obtener?

- **Ptos al Centro**: **8.15**, **7.63**, **8.9**, **6.48** y $n_c = 4$.

- **Media** en los puntos centrales usando el log:

$$y_c^* = \log(y) \quad \bar{y}_c^* = 2.04762.$$

- Media cuadrática del Error para probar **curvatura**:

$$MS_E = \frac{SS_E}{n_c - 1} = \frac{\sum_{\text{puntos centrales}} (y_i^* - \bar{y}_c^*)^2}{4 - 1} = 0.0185.$$

- **Promedio** en los puntos factoriales: $\bar{y}_f^* = 1.1854$
- Suma de cuadrados asociada a la **curvatura**:

$$SS_{\text{curvatura}} = \frac{n_f n_c (\bar{y}_f^* - \bar{y}_c^*)^2}{n_f + n_c} = \frac{16 * 4 * (1.1854 - 2.04762)^2}{16 + 4} = 2.3788$$

Modelo:

$$\log(Y) = \beta_0 + \sum_{j=1}^2 \beta_j x_j + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{j=1}^2 \beta_{jj} x_j^2 + \epsilon,$$

Dis. Experimentos 02 – 2022 Escuela de Estadística

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

Hipótesis para **curvatura**:

$$H_0 : \beta_{11} + \beta_{22} = 0$$

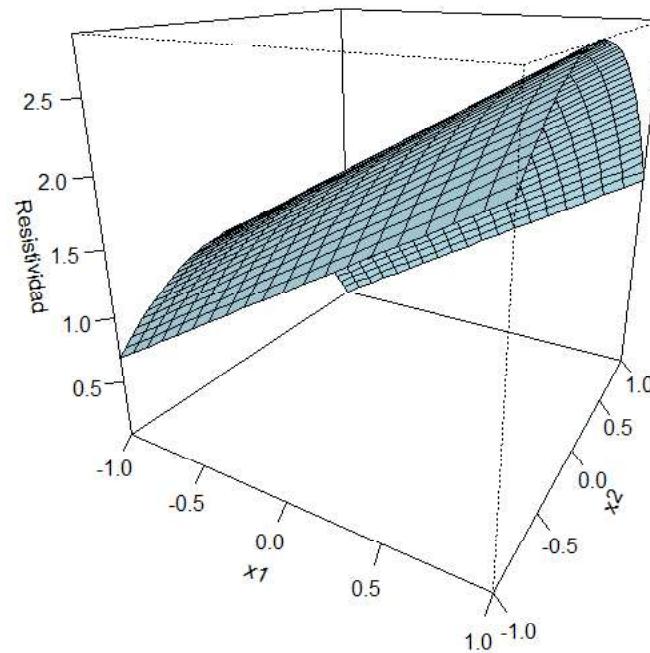
Estadístico de Prueba:

$$F = \frac{SS_{\text{curvatura}}}{MSE} \sim F_{1, n_c - 1} = F_{1, 3}$$

Además $F_{\text{cal}} = \frac{2.3788}{0.0185} = 128.58$, y como $F_{0.05, 1, 3} = \text{qf}(0.95, 1, 3) = 10.12$ se rechaza H_0 indicando, con un nivel de significancia del **5%** que existe **curvatura** en la superficie esperada.

Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

Predicción Resistividad ~x1 y x2



Cap. 4. Diseños Factoriales 2^k

