



Diseño en bloques completos al azar

Curso-Taller en Linea: Diseño experimentales con R

Sociedad Mexicana de Fitosanidad

Flaviano Godínez Jaimes
fgodinezj@uagro.mx

20 de noviembre del 2023



Universidad
Tecnológica de
Bahía de Banderas

CURSO-TALLER EN LÍNEA

DISEÑOS EXPERIMENTALES
CON 



Imparten:



Dra. María Guzmán



Dr. Flaviano Godínez



Ing. Carlos D. Carretillo

13, 20, 27 NOVIEMBRE 2023

6:30 - 10:00 PM (HORA CIUDAD DE MÉXICO)

REGISTRO:

 simponictias@gmail.com

 322 240 5172



Contenido

- 1 Diseño en bloques completos al azar
- 2 Diseño del experimento
- 3 Análisis del experimento
- 4 Ejemplos DBCA
- 5 Bibliografía



Diseño en bloques completos al azar

Diseño en bloques completos al azar

Diseño en bloques completos al azar



Diseño del experimento

Diseño del experimento

Diseño del experimento



Uso del DBCA

- ① **Las UE no son homogéneas.**
- ② Las UE se agrupan de acuerdo a un factor, en conjuntos razonablemente homogéneos “dentro” de los grupos y heterogéneos “entre” los grupos.
- ③ Hay un gradiente de variación en las UE.
- ④ **No existe interacción Tratamientos:Bloques.**
- ⑤ Los efectos del factor y de bloques son aditivos, es decir, la relación entre los tratamientos es la misma en cada uno de los bloques.



Factor de ruido

Un **factor de ruido o molestia** posiblemente tiene un efecto en la variable respuesta pero **NO** interesa su efecto.

- **Desconocido y no controlable** no sabemos que el factor existe y que cambian sus niveles mientras se realiza el experimento.
Solución: La aleatorización.
- **Conocido y no controlable** se observa el valor que el factor de molestia toma en cada corrida del experimento. *Solución: se compensa su efecto en el análisis estadístico usando análisis de covarianza.*
- **Conocido y controlable** tiene un efecto en la variable respuesta.
Solución: Se usa el bloqueo para eliminar sistemáticamente el efecto en la comparación estadística entre tratamientos.



Ejemplo

Un químico desea comparar 4 procesos de producción de penicilina: A, B, C y D. El material que se usa es licor de maíz, que es muy variable y únicamente puede ser hecho en mezclas suficientes para cuatro corridas.

- ① Variable respuesta: *producción de penicilina*
- ② Factor de interés: *proceso de producción*
- ③ Qué representa el licor de maíz?
- ④ Qué Diseño debe usarse?

Faraway, JJ. 2002. [1] Practical Regression and Anova using R. p186.



Ejemplo

- El error experimental debe ser tan pequeño como sea posible, separando la variabilidad debido al factor de la variabilidad del error experimental.
- El **Diseño en bloques completos al azar** requiere que el experimentador pruebe cada proceso una sola vez en cada una de las mezclas.
- Los bloques (mezclas) forman una UE en la que se comparan los procesos.
- El DBCA mejora la precisión de las comparaciones entre procesos al eliminar la variabilidad entre mezclas. Dentro de un bloque el orden en el que las cinco procesos se prueban se determina al azar.



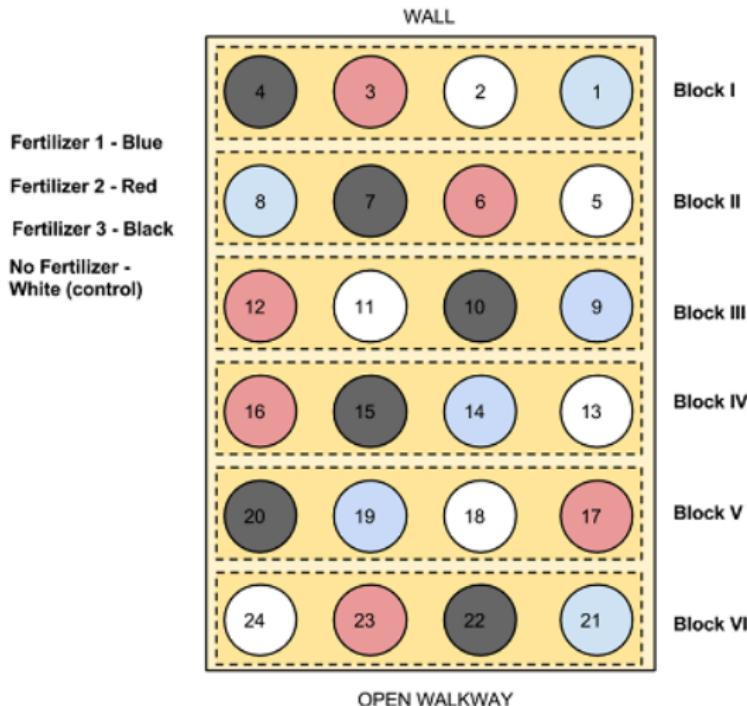
Ejemplo

SCtr	SCE	DCA	
SCtr	SCE	DBCA	
SCtr	SCB	SCE	DBCA
SCtr	SCB	SCE	DBCA
SCtr	SCB	SCE	DBCA
SCtr	SCE	DCA	
SCtr	SCB	SCE	DBCA
SCtr	SCB	SCE	DBCA
SCtr	SCB	SCE	DBCA

$$\underbrace{SCTotal}_{SCTotal} = \underbrace{SCTrat}_{SCTrat+SCB} + \underbrace{SCE}_{SCE}$$

Ejemplo

Factor de interés: Fertilizante



Ejemplo

PennState Eberly College of Science

STAT 502 Analysis of Variance and Design of Experiments

Start Here!

- Welcome to STAT 502!
- Search Course Materials

Lessons

- Lesson 1: Overview of ANOVA
- Lesson 2: ANOVA Foundations
- Lesson 3: The ANOVA Model
- Lesson 4: Multi-Factor ANOVA
- Lesson 5: Review
- Lesson 6: Random Effects and Introduction to Mixed Models
- Lesson 7: Experimental Design
 - 7.1 - Experimental Unit and Replication
 - 7.2 - Completely Randomized Design
 - 7.3 - Restriction on Randomization: RCBD**
 - 7.4 - Blocking in 2 Dimensions: Latin Square
- Lesson 8: Split-Plot Designs
- Lesson 9: Review
- Lesson 10: ANCOVA
- Lesson 11: ANCOVA II
- Lesson 12: Introduction to Repeated Measures

Home » Lesson 7: Experimental Design

7.3 - Restriction on Randomization: RCBD

[Printer-friendly version](#)

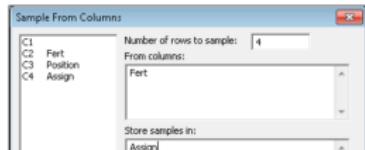
The Randomized Complete Block Design (RCBD)

(See Text Chapter 21)

In using the CRD we have to assume that the positions on the bench are equivalent. In reality, this is rarely the case, even when investigators try to minimize any differences. In the greenhouse example, we might expect that there is some micro-environmental variation due to the Glass wall on one end, and the Open walkway at the other end of the bench.

A powerful alternative to the CRD is to restrict the randomization process to form blocks. Blocks are usually set up at right angles to suspected gradients in variation. Within a block we want all the treatment levels or treatment combinations to be represented. With 6 replications, we then would have 6 blocks of 4 positions.

To assign treatments to experimental units here using our original data ([lesson1_data.txt](#)), we work within each block separately. For Block 1, The following assignment is made using Minitab: Calc > Random Data > Sample From Columns.



<https://newonlinecourses.science.psu.edu/stat502/node/176/>



Análisis del experimento

Análisis del experimento

Análisis del experimento



Modelo de efectos DBCA

Variable respuesta

del tratamiento i en el bloque j

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$$

Diagrama que muestra la ecuación del modelo DBCA. Los términos están agrupados por color: μ (amarillo), τ_i (verde), β_j (rosa) y ε_{ij} (azul). Se incluyen flechas y subtítulos para identificar los componentes:

- Flecha azul apuntando a μ : "Media general".
- Flecha azul apuntando a τ_i : "Efecto del tratamiento i ".
- Flecha azul apuntando a β_j : "Efecto del bloque j ".
- Flecha azul apuntando a ε_{ij} : "Error experimental".
- Flecha azul apuntando a ε_{ij} : "del tratamiento i en el bloque j ".

Error experimental

del tratamiento i en el bloque j

$$i = 1, 2, \dots, a; \quad j = 1, 2, \dots, b; \quad \varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$

Parámetros: $\mu, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_a, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_b$ y σ^2 .



Modelo de medias DBCA ($\mu_i = \mu + \tau_i + \beta_j$)

Variable respuesta

del tratamiento i en el bloque j

$$Y_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}$$

Error experimental

del tratamiento i en el bloque j

Media del tratamiento i

$$i = 1, 2, \dots, a; \quad j = 1, 2, \dots, b; \quad \varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$

Parámetros: $\mu, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_a, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_b$ y σ^2 .



Supuestos sobre los errores

$$\varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$

El modelo estadístico supone que todos los errores experimentales son **Independientes** (1), tienen Idéntica **distribución Normal** (2) con media 0 y varianza **constante** (3), σ^2 .

-
- | | |
|-----------------------------|--|
| 1 Independencia | $\varepsilon_{11}, \dots, \varepsilon_{an}$ son independientes |
| 2 Distribución Normal | $\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$ |
| 3 Homogeneidad de varianzas | $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_a^2$ |
-



Aleatorización



<https://www.youtube.com/watch?v=KjEJX3rbLhY>

- Los tratamientos se asignan al azar dentro de cada bloque
- Se realiza una aleatorización independiente en cada bloque

Notación

Tratamiento	1	Bloque 2	...	b	Suma de Trat	Media de Trat
1	Y_{11}	Y_{12}	...	Y_{1b}	$Y_{1\cdot} = \sum_{j=1}^b Y_{1j}$	$\bar{Y}_{1\cdot}$
2	Y_{21}	Y_{22}	...	Y_{2b}	$Y_{2\cdot} = \sum_{j=1}^b Y_{2j}$	$\bar{Y}_{2\cdot}$
⋮			⋮		⋮	
a	Y_{a1}	Y_{a2}	...	Y_{ab}	$Y_{a\cdot} = \sum_{j=1}^b Y_{aj}$	$\bar{Y}_{a\cdot}$

Suma de

$$\text{Bloque} \quad Y_{\cdot 1} = \sum_{i=1}^a Y_{i1} \quad Y_{\cdot 2} = \sum_{i=1}^a Y_{i2} \quad \dots \quad Y_{\cdot b} = \sum_{i=1}^a Y_{ib} \quad Y_{..} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^j Y_{ij}$$

Media de
Bloque

$$\bar{Y}_{\cdot 1}$$

$$\bar{Y}_{\cdot 2}$$

$$\bar{Y}_{\cdot b}$$

$$\bar{Y}_{..}$$



Estimación

μ , τ_i , β_j y σ^2 se estiman con el Método de Mínimos Cuadrados (Máxima Verosimilitud produce los mismos resultados).

$$SCE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \{\varepsilon_{ij}\}^2 = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \{Y_{ij} - \mu - \tau_i - \beta_j\}^2$$

Se deriva SCE respecto a $\mu, \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_a, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_b$

$$\frac{\partial SCE(\mu, \tau_i, \beta_j)}{\partial \mu} = 0, \quad \frac{\partial SCE(\mu, \tau_i, \beta_j)}{\partial \tau_i} = 0, \quad \frac{\partial SCE(\mu, \tau_i, \beta_j)}{\partial \beta_j} = 0$$

El sistema de $a + b + 1$ ecuaciones lineales no tiene solución única y se imponen dos restricciones sobre los efectos del factor y del bloque.

Estimación

Estimadores bajo las restricciones de suma de efectos igual a cero

$$\sum_{i=1}^a \tau_i = \sum_{j=1}^b \beta_j = 0$$

μ	Media general	$\hat{\mu} = \bar{Y}_{..}$
τ_i	Efecto del tratamiento i	$\hat{\tau}_i = \bar{Y}_{i\cdot} - \bar{Y}_{..}$
β_j	Efecto del bloque j	$\hat{\beta}_j = \bar{Y}_{\cdot j} - \bar{Y}_{..}$
μ_i	Media del tratamiento i	$\hat{\mu}_i = \bar{Y}_{i\cdot} + \bar{Y}_{\cdot j} - \bar{Y}_{..}$
σ^2	Varianza de los errores	$\hat{\sigma}^2 = CME$
Y_{ij}	Variable respuesta	$\hat{Y}_{ij} = \bar{Y}_{i\cdot} + \bar{Y}_{\cdot j} - \bar{Y}_{..}$
ε_{ij}	Error experimental	$\hat{\varepsilon}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{i\cdot} - \bar{Y}_{\cdot j} + \bar{Y}_{..}$
		Residuo



Pruebas de hipótesis

Hipótesis para el factor de interés

Las medias de la VR en los niveles del factor son iguales
equivalentemente

No hay efecto del factor en la VR

Estas hipótesis se escriben

$$\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a \quad \text{equivalente} \quad \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$$

Al menos una μ_i es diferente equivalente Al menos una $\tau_i \neq 0$

No se hacen PH sobre los Bloques

Los bloques son una restricción a la aleatorización



Pruebas de hipótesis

La suma de cuadrados total ($SCTot$) corregida se descompone en tres SC debidas a los tratamientos (SCT), a los bloques (SCB) y a los errores (SCE):

$$SCTot = SCT + SCB + SCE$$
$$\underbrace{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2}_{SCTot} = \underbrace{b \sum_{i=1}^a (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2}_{SCT} + \underbrace{a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_{.j} - \bar{y}_{..})^2}_{SCB}$$
$$+ \underbrace{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{.j} + \bar{y}_{..})^2}_{SCE}$$

$$ab - 1 = a - 1 + b - 1 + (a - 1)(b - 1)$$



Prueba de Hipótesis

- Hipótesis

$$\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a \quad \text{equivalente} \quad \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$$

Al menos una μ_i es diferente equivalente Al menos una $\tau_i \neq 0$

- Estadístico de prueba: $F = \frac{CMTratamientos}{CMError}$
tiene distribución $F_{a-1, (a-1)(b-1)}$.
- Regla de decisión: Rechazar H_0 si
 - $F_c > F_t$ donde $F_t = F_{1-\alpha; (a-1, (a-1)(b-1))}$
 - $p-value < \alpha$
- Conclusión 1: "Existe evidencia que indica que las **medias de la variable respuesta** de los tratamientos no son iguales"
- Conclusión 2: "Existe evidencia que indica que **hay efecto del factor** en la variable respuesta"

ANOVA del DBCA

Fuentes de Variación	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Cuadrado Medio	F	p
Tratamientos	$a - 1$	SCT	$\frac{SCTr}{a-1}$	$\frac{CMTr}{CME}$	α^*
Bloques	$b - 1$	SCB	$\frac{SCB}{b-1}$		
Error	$(a - 1)(b - 1)$	SCE	$\frac{SCE}{(a-1)(b-1)}$		
Total	$ab - 1$	SCTot			

$$\begin{aligned}
 SCT &= b \sum_{i=1}^a (\bar{Y}_{i\cdot} - \bar{Y}_{..})^2 &= \frac{1}{b} \sum_{i=1}^a Y_{i\cdot}^2 - \frac{Y_{..}^2}{ab} \\
 SCB &= a \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{\cdot j} - \bar{Y}_{..})^2 &= \frac{1}{a} \sum_{j=1}^b Y_{\cdot j}^2 - \frac{Y_{..}^2}{ab} \\
 SCE &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\cdot} - \bar{Y}_{\cdot j} + \bar{Y}_{..})^2 &\text{Por diferencia} \\
 SCTot &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b Y_{ij}^2 - \frac{Y_{..}^2}{ab}
 \end{aligned}$$



Verificación de los supuestos

$$\varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$

Supuesto	Diagnóstico	Correcto
Normalidad	Gráfica QQ PH (SW, KS, AD, SF, CvM, P)	Puntos cerca de diagonal $p > \alpha (0.05)$
Independencia	Gráfica de \hat{y}_i vs r_i , x 's vs r_i PH Durbin-Watson	No hay patrón $p > \alpha (0.05)$
Homogeneidad	Gráfica de $\sqrt{r_i}$ vs \hat{y}_i PH (Bartlett, Levene, Fligner)	Similar dispersión $p > \alpha (0.05)$

, ,

- Pruebas de normalidad:

H_0 : Los errores tienen distribución normal

H_1 : Los errores NO tienen distribución normal

Shapiro-Wilk, *Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov)*,

Anderson-Darling, Shapiro-Francia, Cramer-von Mises, Pearson

¹.

- Pruebas de igualdad de varianzas:

H_0 : Las varianzas de los errores de la VR de los tratamientos son iguales

H_1 : Las varianzas de los errores de la VR de los tratamientos NO son iguales

Prueba de Bartlet, Levene, Fligner-Killeen,

- Pruebas de independencia:

El experimentador debe garantizarlo en el experimento

Durbin-Watson (Si el tiempo es una VI en el modelo)

¹Paquete nortest (Gross y Ligges, 2015)

Comparaciones Múltiples

- Si no se rechaza la hipótesis nula entonces todos los tratamientos tienen medias iguales y el análisis estadístico termina.
- Si se rechaza la hipótesis nula entonces no todos los tratamientos tienen medias iguales.
Cuál es el nivel o combinaciones de niveles mejor?.
- Existen dos casos importantes:
 - Todos los contrastes (combinaciones lineales): Prueba de Scheffé.
 - Comparaciones por pares: Tukey, DMS, Duncan, SNK, Dunnett.



Ejemplos DBCA

Ejemplos DBCA

Ejemplos DBCA



Planteamiento

Se desea determinar si cuatro diferentes puntas producen diferentes lecturas de una maquina de prueba de dureza. El experimentador ha decidido obtener cuatro observaciones para cada punta. **Para remover la variabilidad entre placas del error experimental se probó cada punta una sola vez en cada una de las placas (DBCA).** La respuesta observada es en la escala C de dureza de Rockwell menos 40.

	Placas			
	1	2	3	4
Punta 1	9.3	9.4	9.6	10.0
Punta 2	9.4	9.3	9.8	9.9
Punta 3	9.2	9.4	9.5	9.7
Punta 4	9.7	9.6	10.0	10.2

¿Que punta es mejor?

Douglas Montgomery, R. (2004). Diseño y análisis de experimentos. Grupo Editorial Iberoamérica, México. [4] p127.



Datos en R: Factor, Bloque y VR (en cualquier orden)

> datos

	Punta	Placa	Dureza
1	Punta 1	Placa 1	9.3
2	Punta 2	Placa 1	9.4
3	Punta 3	Placa 1	9.2
4	Punta 4	Placa 1	9.7
5	Punta 1	Placa 2	9.4
6	Punta 2	Placa 2	9.3
7	Punta 3	Placa 2	9.4
8	Punta 4	Placa 2	9.6
9	Punta 1	Placa 3	9.6
10	Punta 2	Placa 3	9.8
11	Punta 3	Placa 3	9.5
12	Punta 4	Placa 3	10.0
13	Punta 1	Placa 4	10.0
14	Punta 2	Placa 4	9.9
15	Punta 3	Placa 4	9.7
16	Punta 4	Placa 4	10.2

Datos en los libros:

Tabla 4-1 Diseño de bloques completos aleatorizados para el experimento de la prueba de la dureza

Tipo de punta	Ejemplar de prueba			
	1	2	3	4
1	9.3	9.4	9.6	10.0
2	9.4	9.3	9.8	9.9
3	9.2	9.4	9.5	9.7
4	9.7	9.6	10.0	10.2



Aleatorización



<https://www.youtube.com/watch?v=KjEJX3rbLhY>
https://www.youtube.com/watch?v=_KvK_Y_JUZ8

- Los tratamientos (puntas) se asignan al azar dentro de cada bloque (placa).
- Se realiza una aleatorización independiente en cada bloque (placa).



Aleatorización

El factor **punta** tiene cuatro niveles: 1, 2, 3 y 4. Se realizará un experimento con cuatro bloques (placas).

```
# 4 Tratamientos y 4 bloques  
trt<-c("P1","P2","P3","P4")  
outdesign <-design.rcbd(trt, 4, serie=1, seed = 986, kinds = 1)  
outdesign
```



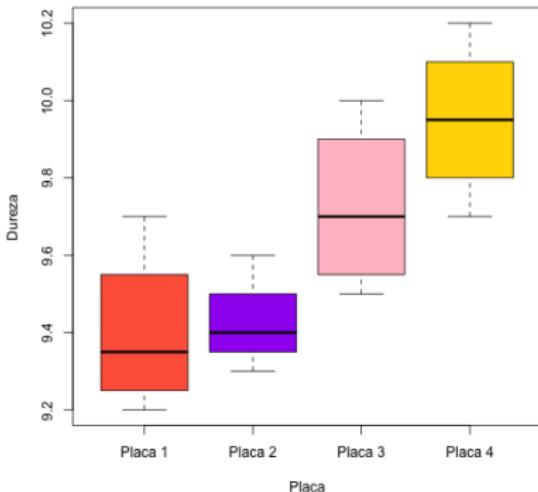
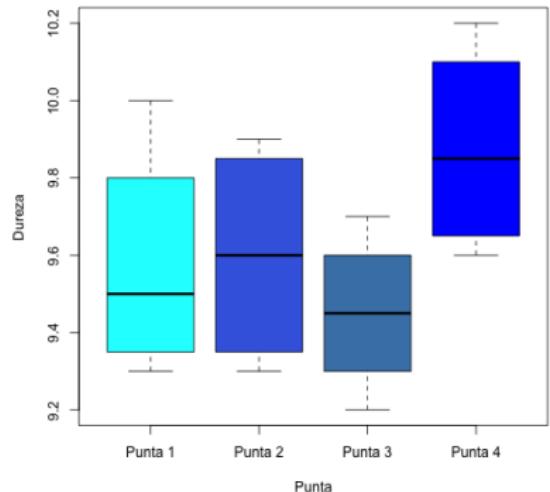
Aleatorización

	plots	block	trt
1	11	1	P1
2	12	1	P4
3	13	1	P2
4	14	1	P3
5	21	2	P3
6	22	2	P2
7	23	2	P4
8	24	2	P1
9	31	3	P1
10	32	3	P3
11	33	3	P2
12	34	3	P4
13	41	4	P4
14	42	4	P3
15	43	4	P2
16	44	4	P1

- Se usan 16 UE.
- La columna uno y *plots*: no importan.
- *block*: indica el bloque (Placa).
- En la Placa 1 (P1) las puntas se prueban en el orden 1, 4, 2 y 3.
- En la Placa 2 (P2) las puntas se prueban en el orden 3, 2, 4 y 1.
- En la Placa 3 (P3) las puntas se prueban en el orden 1, 3, 2 y 4.
- En la Placa 4 (P4) las puntas se prueban en el orden 4, 3, 2 y 1.



Análisis Exploratorio



- Outliers (Puntos separados en el diagrama de cajas)
- Sesgo (Simetría de las cajas)
- Varianzas homogéneas (Tamaños de cajas iguales)



Análisis Exploratorio

La media general de la dureza de las diferentes puntas es 9.62 con una varianza de 0.09. Las medias por tipo de punta son 9.57, 9.60, 9.45 y 9.88; mientras que las medias por placa son 9.40, 9.43, 9.72 y 9.95.

```
> MDureza=mean(Dureza); round(MDureza, 2);      VDureza=var(Dureza);   round(VDureza)
[1] 9.62
[1] 0.09
> MPunta = tapply(Dureza, Punta, mean); round(MPunta, 2)
Punta 1 Punta 2 Punta 3 Punta 4
  9.57    9.60    9.45    9.88
> VPunta = tapply(Dureza, Punta, var); round(VPunta, 5)
Punta 1 Punta 2 Punta 3 Punta 4
0.09583 0.08667 0.04333 0.07583
> MPlaca = tapply(Dureza, Placa, mean); round(MPlaca, 2)
Placa 1 Placa 2 Placa 3 Placa 4
  9.40    9.43    9.72    9.95
> VPlaca = tapply(Dureza, Placa, var); round(VPlaca, 2)
Placa 1 Placa 2 Placa 3 Placa 4
  0.05    0.02    0.05    0.04
```



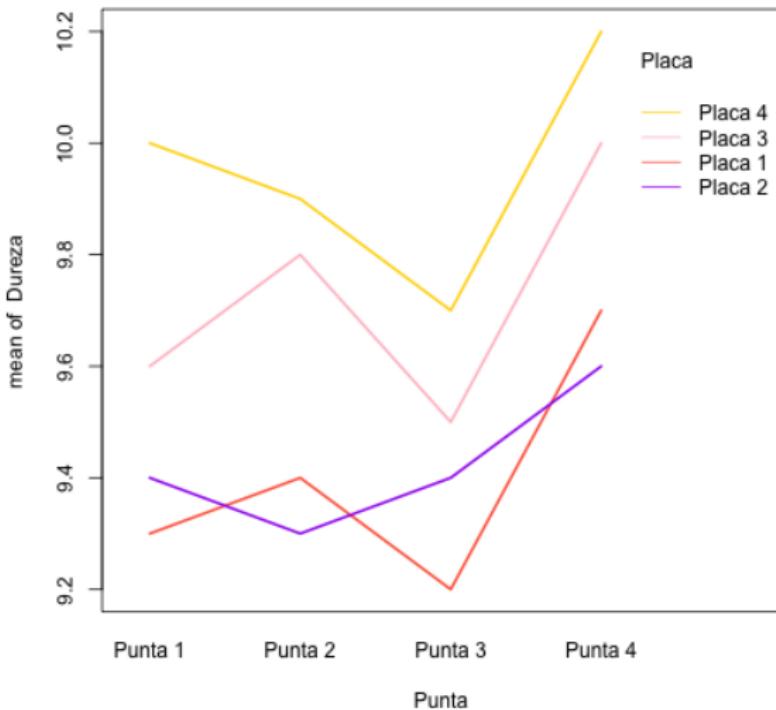
La media general de la dureza de las diferentes puntas es 9.62 con una varianza de 0.09. Las medias por tipo de punta son 9.57, 9.60, 9.45 y 9.88; mientras que las medias por placa son 9.40, 9.43, 9.72 y 9.95.

Cuadro: Medias de la dureza de las diferentes puntas.

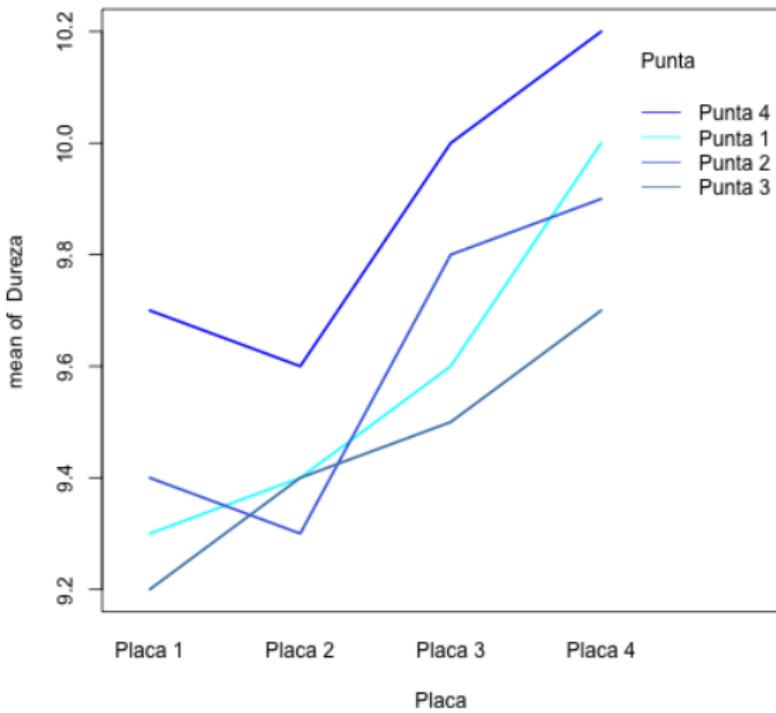
Punta	Media dureza	Varianza
General	9.62	0.09
Punta		
1	9.575	b 0.10
2	9.600	b 0.09
3	9.450	b 0.04
4	9.875	a 0.08
Placa		
1	9.40	0.05
2	9.43	0.02
3	9.72	0.05
4	9.95	0.04

Medias con la misma letra son estadísticamente iguales

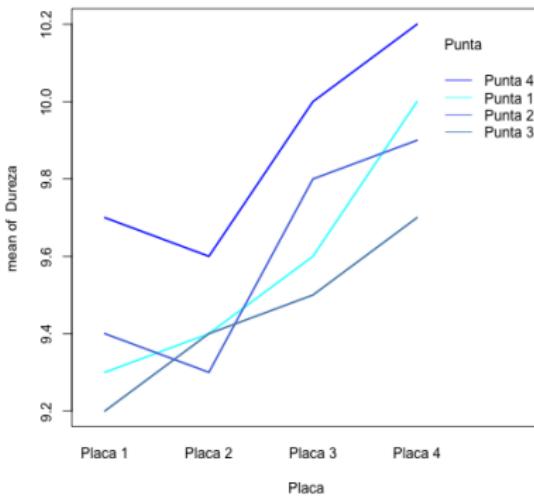
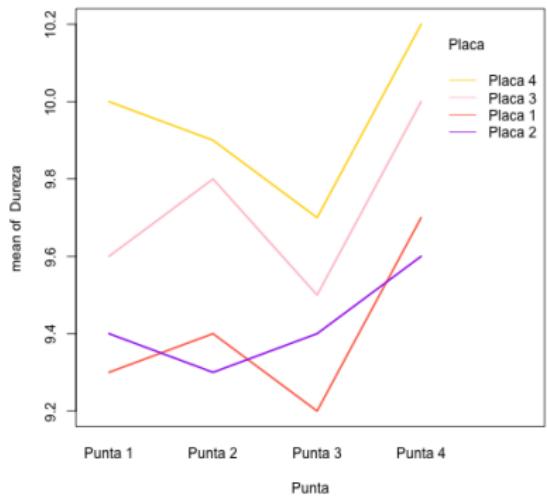
Gráfica de interacción



Gráfica de interacción



Gráfica de interacción



- El modelo es aditivo (Las medias tienen la misma tendencia)
- No hay interacción (Las medias tienen la misma tendencia)
- Las medias de la Punta 4 son las mayores sin importar la Placa
- El cambio en la dureza es el mismo en las placas? Y en las puntas?

Postulación del modelo

- Modelo estadístico (Diseño en bloques completos al azar)

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij} \quad \varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$
$$i = 1, 2, 3, 4; \quad j = 1, 2, 3, 4.$$

- La variable respuesta es la medida de la dureza.
- Hay un **Factor** de interés: **Punta** que tiene cuatro niveles o tratamientos (**1, 2, 3** y **4**).
- Hay cuatro **Bloques** que corresponden a las **Placas** que son muy variables (gradiente de variación).
- El diseño es balanceado y completo.



Estimación del modelo

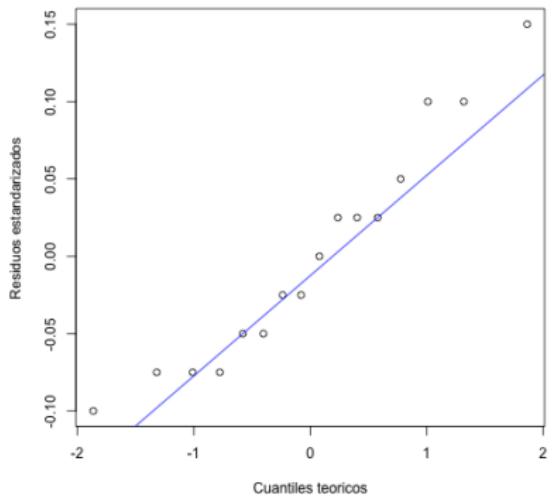
Los parámetros se estiman usando el paquete estadístico R. Se usa la teoría de estimación de Método de Mínimos Cuadrados o de Máxima Verosimilitud.

Se cumplieron los supuestos?



Distribución Normal

QQ-Plot de los residuos²

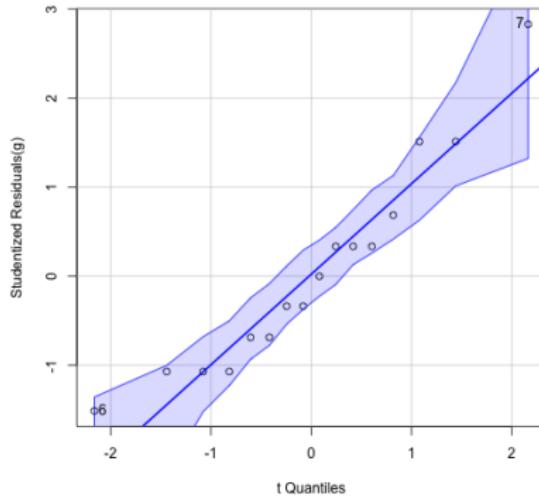


Los errores tienen distribución normal.

² Correcto Caigan pegados a la diagonal. Problemas Separación de la diagonal

Distribución Normal

QQ-Plot de los residuos³



Los errores tienen distribución normal.

³ Correcto Caigan pegados a la diagonal. Problemas Separación de la diagonal

Distribución Normal

H_0 : Los errores tienen distribución normal

H_1 : Los errores NO tienen distribución normal

Shapiro-Wilk normality test $W = 0.93957$, $p\text{-value} = 0.3438$

Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test

$D = 0.13395$, $p\text{-value} = 0.62$

Anderson-Darling normality test $A = 0.37514$, $p\text{-value} = 0.3704$

Cramer-von Mises normality test $W = 0.055036$, $p\text{-value} = 0.4175$

Pearson chi-square normality test $P = 5.875$, $p\text{-value} = 0.2087$

Shapiro-Francia normality test $W = 0.94777$, $p\text{-value} = 0.3854$

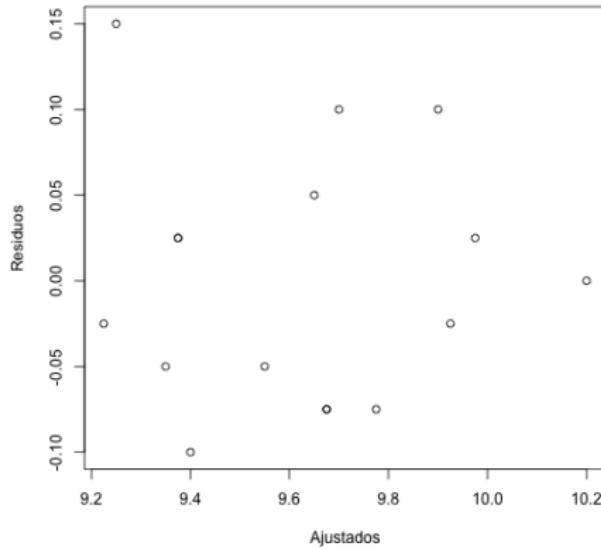
Jarque Bera Test $X\text{-squared} = 1.0723$, $df = 2$, $p\text{-value} = 0.585$

**Los errores tienen distribución normal (Shapiro-Wilk
 $W = 0.94$, $p = 0.34$).**



Homogeneidad de varianzas

Gráfica de valores predichos vs residuos⁴



⁴ El diseño y ejecución del experimento debe garantizar la independencia de las observaciones.

Correcto Que no haya un patrón. **Problemas** Se observe un patrón (curva, recta, embudo).

Homogeneidad de varianzas

H_0 : Las varianzas de la dureza de las puntas son iguales; contra

H_1 : Las varianzas de la dureza de las puntas no son iguales.

Bartlett test of homogeneity of variances

Bartlett's K-squared = 1.0123, df = 3, p-value = 0.7983

Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)

Df	F	value	Pr(>F)
group	3	0.2182	0.8819
	12		

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

Fligner-Killeen:med chi-squared = 2.1398, df = 3, p-value
= 0.5439

Las varianzas de la dureza de las puntas son estadísticamente iguales (Bartlett $K^2(3) = 1.01, p = 0.80$).



Todo bien!
Podemos interpretar los
resultados!



Coeficiente de determinación

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.10000	-0.05625	-0.01250	0.03125	0.15000

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	9.35000	0.06236	149.934	< 2e-16 ***
PlacaPlaca 2	0.02500	0.06667	0.375	0.716345
PlacaPlaca 3	0.32500	0.06667	4.875	0.000877 ***
PlacaPlaca 4	0.55000	0.06667	8.250	1.73e-05 ***
PuntaPunta 2	0.02500	0.06667	0.375	0.716345
PuntaPunta 3	-0.12500	0.06667	-1.875	0.093550 .
PuntaPunta 4	0.30000	0.06667	4.500	0.001489 **

Residual standard error: 0.09428 on 9 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.938, Adjusted R-squared: 0.8966

F-statistic: 22.69 on 6 and 9 DF, p-value: 5.933e-05

El 94 % de la variación en la dureza es explicada por el diseño en bloques completos al azar ($R^2 = 0.938$).



ANOVA

Analysis of Variance Table

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
Placa	3	0.825	0.275000	30.938	4.523e-05	***
Punta	3	0.385	0.128333	14.438	0.0008713	***
Residuals	9	0.080	0.008889			

Se rechaza $H_0 : \mu_{P1} = \mu_{P2} = \mu_{P3} = \mu_{P4}$

Las medias de la dureza de las puntas **NO** son estadísticamente iguales ($F_{(3,9)} = 14.4$, $p < 0.001$).

Hay efecto de las puntas en la dureza ($F_{(3,9)} = 14.4$, $p < 0.001$).

Se rechaza $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4$.

Las medias de la dureza de los **placas** no son estadísticamente iguales ($F_c(3, 9) = 30.9$, $p < 0.001$).
(No es correcto hacer esta prueba!!!).

Comparaciones múltiples

Comparaciones múltiples

Comparaciones múltiples



Prueba de Tukey

```
> CompHSD=HSD.test(gaov, "Punta", main="")
$statistics
    MSerror Df   Mean       CV      MSD
0.008888889  9 9.625 0.9795419 0.2081199

$parameters
  test name.t ntr StudentizedRange alpha
  Tukey  Punta    4        4.41489  0.05

$groups
  Dureza groups
Punta 4  9.875     a
Punta 2  9.600     b
Punta 1  9.575     b
Punta 3  9.450     b
```



Prueba de Tukey

- La prueba de Tukey identifica dos grupos de medias de la dureza de las puntas estadísticamente diferentes.
- El grupo con la mayor media de la dureza contiene solo a la Punta 4.
- El grupo con las menores medias de la dureza contiene a las Puntas 2, 1 y 3.

Prueba de Dunett

Supongamos que la Punta 1 es el tratamiento tradicional o estándar y los otros tres son nuevas opciones.

Multiple Comparisons of Means: Dunnett Contrasts

Fit: aov(formula = Dureza ~ Placa + FPunta)

		Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
Punta 2 - Punta 1 == 0		0.02500	0.06667	0.375	0.96421
Punta 3 - Punta 1 == 0		-0.12500	0.06667	-1.875	0.21141
Punta 4 - Punta 1 == 0		0.30000	0.06667	4.500	0.00411 **

La media de la dureza de las Puntas 1 y 4 son estadísticamente diferentes.



Comparaciones múltiples

Cuadro: Comparaciones múltiples con los diferentes métodos.

Punta	Media dureza	Tukey	Duncan	LSD	SNK	Scheffe	Dunnett
Punta 4	9.875	a	a	a	a	a	≠
Punta 2	9.600	b	b	b	b	b	=
Punta 1	9.575	b	b	b	b	b	*
Punta 3	9.450	b	b	b	b	b	=

Medias con la misma letra son estadísticamente iguales



Planteamiento

El experimento compara 4 procesos de producción de penicilina (tratamientos): A, B, C y D. El material, licor de maíz, es bastante variable y únicamente puede ser hecho en mezclas suficientes para cuatro corridas. Así, un diseño en bloques al azar es sugerido por la naturaleza de las unidades experimentales. Los datos son

	A	B	C	D
Blend 1	89	88	97	94
Blend 2	84	77	92	79
Blend 3	81	87	87	85
Blend 4	87	92	89	84
Blend 5	79	81	80	88

Que proceso produce mas penicilina?

Faraway, JJ. 2002. [1] Practical Regression and Anova using R. p186.



Los datos en los libros:

	A	B	C	D
Blend 1	89	88	97	94
Blend 2	84	77	92	79
Blend 3	81	87	87	85
Blend 4	87	92	89	84
Blend 5	79	81	80	88

	treat	blend	yield
1	A	Blend1	89
2	B	Blend1	88
3	C	Blend1	97
4	D	Blend1	94
5	A	Blend2	84
6	B	Blend2	77
7	C	Blend2	92
8	D	Blend2	79
9	A	Blend3	81
10	B	Blend3	87
11	C	Blend3	87
12	D	Blend3	85
13	A	Blend4	87
14	B	Blend4	92
15	C	Blend4	89
16	D	Blend4	84
17	A	Blend5	79
18	B	Blend5	81
19	C	Blend5	80
20	D	Blend5	88

Los datos en R:
Factor, Bloque y VR.



Aleatorización



<https://www.youtube.com/watch?v=KjEJX3rbLhY>

https://www.youtube.com/watch?v=_KvK_Y_JUZ8

- Los procesos se asignan al azar dentro de cada mezcla.
- Se realiza una aleatorización independiente en cada mezcla.



Aleatorización

El factor **Proceso de producción** tiene cuatro niveles: *A, B, C* y *D*. Se realizará un experimento con cinco bloques completos.

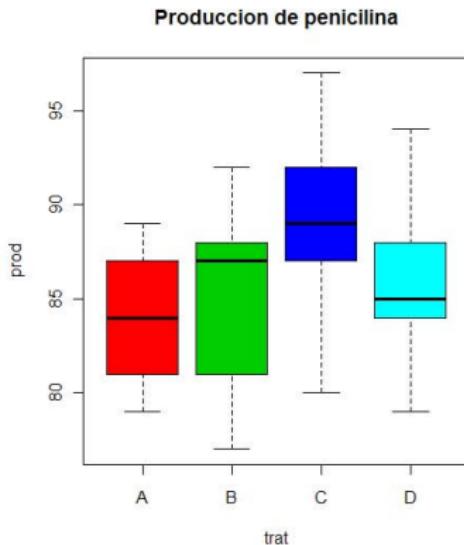
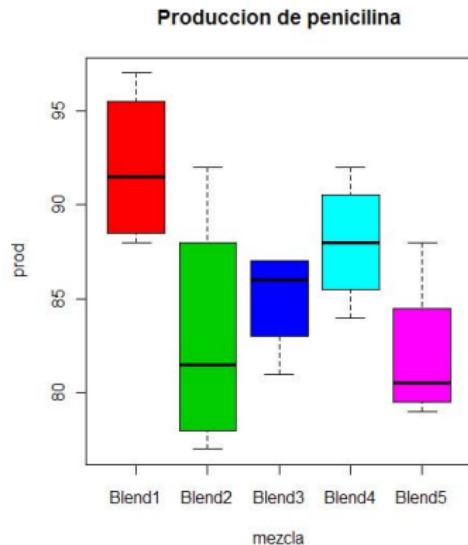
```
# 4 treatments and 5 blocks
trt<-c("A","B","C","D")
outdesign <-design.rcbd(trt, 5,serie=1,seed = 986,kinds = "Wi"
outdesign
```

	plots	block	trt
1	11	1	A
2	12	1	B
3	13	1	D
4	14	1	C
5	21	2	B
6	22	2	D
7	23	2	A
8	24	2	C
9	31	3	D
10	32	3	B
11	33	3	A
12	34	3	C
13	41	4	D
14	42	4	B
15	43	4	C
16	44	4	A
17	51	5	B
18	52	5	A
19	53	5	D
20	54	5	C

- Se usan 20 UE.
- La columna uno y *plots*: no importan.
- *block*: indica el bloque (Mezcla de licor).
- En la Mezcla de licor 1 (ML1) los tratamientos se usan en el orden A, B, D y C.
- En la ML2 los tratamientos se usan en el orden B, D, A y C.
- En la ML3 los tratamientos se usan en el orden D, B, A y C.

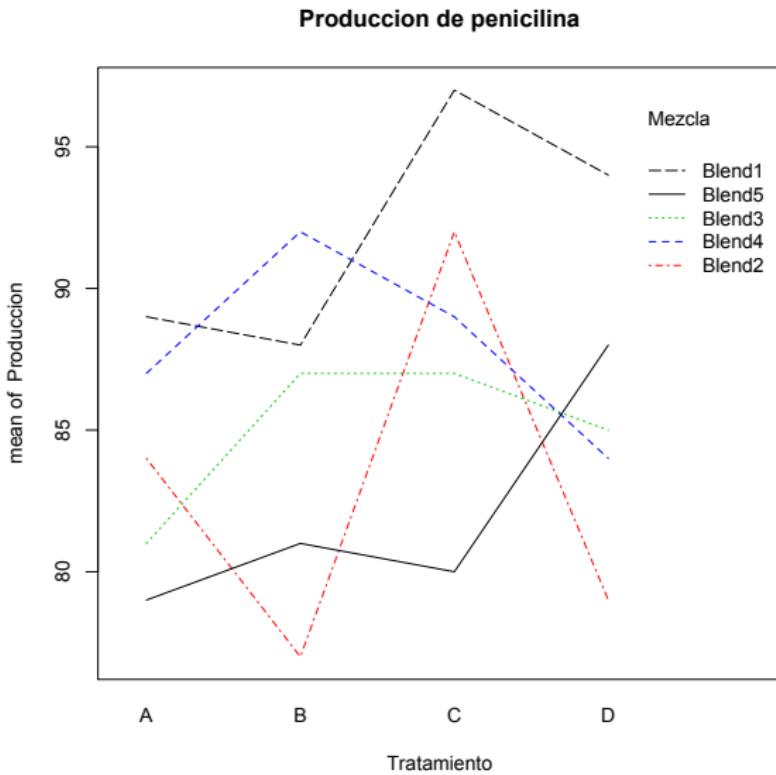


Análisis Exploratorio

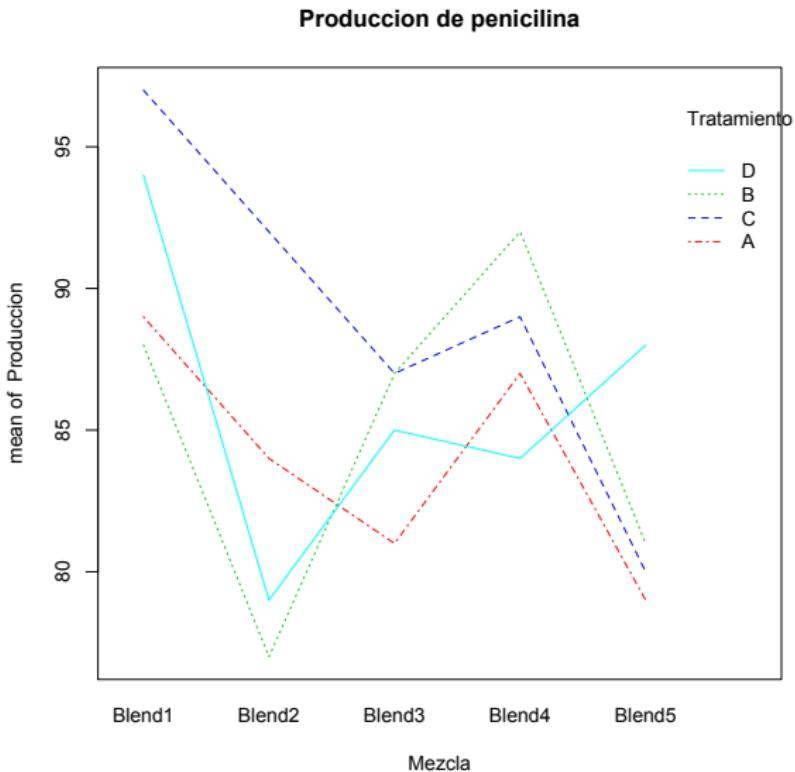


- Outliers (Puntos separados en el diagrama de cajas)
- Sesgo (Simetría de las cajas)
- Varianzas homogéneas (Tamaños de cajas iguales)

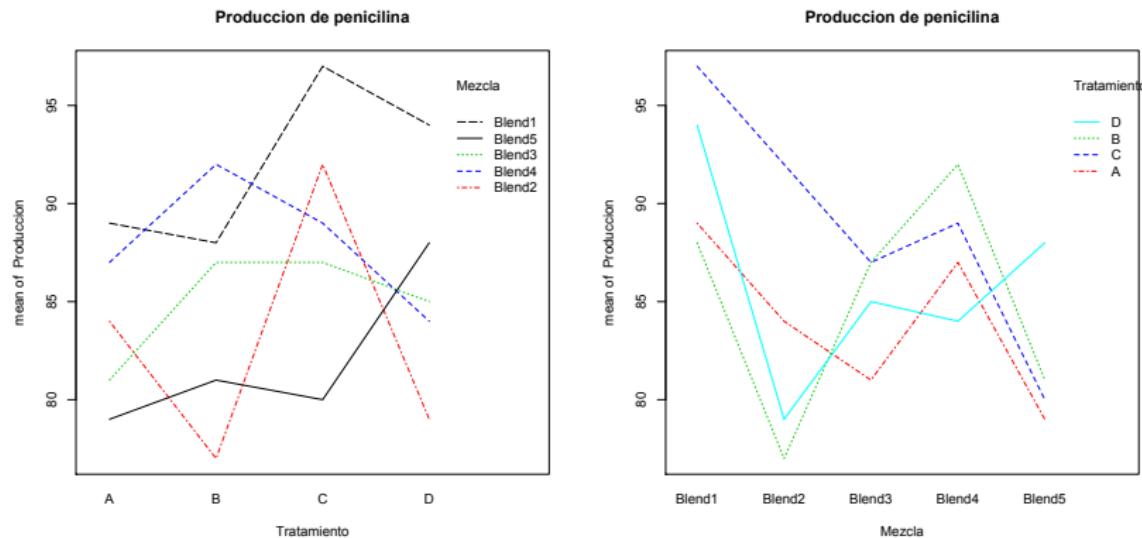
Gráfica de interacción



Gráfica de interacción



Gráfica de interacción



- El modelo es aditivo? (Las medias tienen la misma tendencia)
- Hay interacción? (Las medias **NO** tienen la misma tendencia)
- El cambio en la producción de penicilina es el mismo en los bloques? Y en las mezclas?



```
> Mprod=mean(prod); round(Mprod, 2)
[1] 86
> Vprod=var(prod); round(Vprod, 2)
[1] 29.47

> Mtrat = tapply(prod, trat, mean); round(Mtrat, 2)
 A   B   C   D
84 85 89 86
> Vtrat = tapply(prod, trat, var); round(Vtrat, 5)
 A   B   C   D
17.0 35.5 39.5 30.5

> Mmezcla = tapply(prod, mezcla, mean); round(Mmezcla, 2)
Blend1 Blend2 Blend3 Blend4 Blend5
 92     83     85     88     82
> Vmezcla = tapply(prod, mezcla, var); round(Vmezcla, 2)
Blend1 Blend2 Blend3 Blend4 Blend5
 18.00  44.67   8.00  11.33  16.67
```



Postulación del modelo

- Modelo estadístico (Diseño en bloques completos al azar)

$$Y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij} \quad \varepsilon_{ij} \sim IIDN(0, \sigma^2)$$
$$i = 1, 2, 3, 4; \quad j = 1, 2, 3, 4, 5.$$

- La variable respuesta es la producción de penicilina.
- Solo hay un Factor: Proceso de producción que tiene cuatro niveles o tratamientos (A, B, C y D).
- Son cinco Bloques que corresponden a las Mezclas de licor de maíz que son muy variables (gradiente de variación).
- El modelo es balanceado.



Estimación del modelo

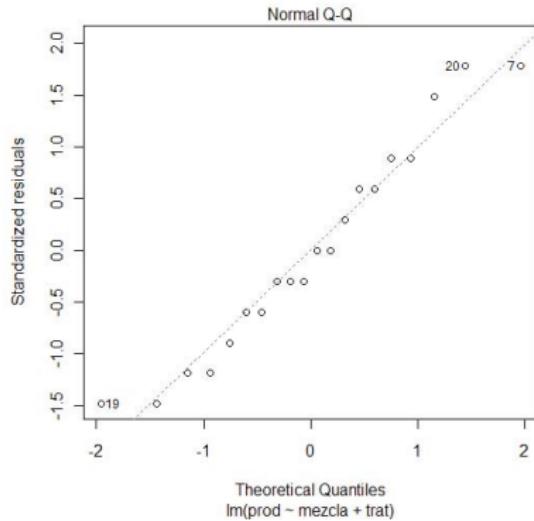
Los parámetros se estiman usando el paquete estadístico R.
Implícitamente se usa el Método de Mínimos Cuadrados o el de
Máxima Verosimilitud.

Se cumplieron los supuestos?



Distribución Normal

QQ-Plot de los residuos⁵



Los errores tienen distribución normal.

⁵ Correcto Caigan pegados a la diagonal. Problemas Separación de la diagonal

Distribución Normal

H_0 : Los errores tienen distribución normal

H_1 : Los errores NO tienen distribución normal

Shapiro-Wilk normality test

W = 0.95047, p-value = 0.3743

Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test

D = 0.11407, p-value = 0.709

Anderson-Darling normality test

A = 0.27568, p-value = 0.6201

Cramer-von Mises normality test

W = 0.03563, p-value = 0.7451

Shapiro-Francia normality test

W = 0.96666, p-value = 0.5927

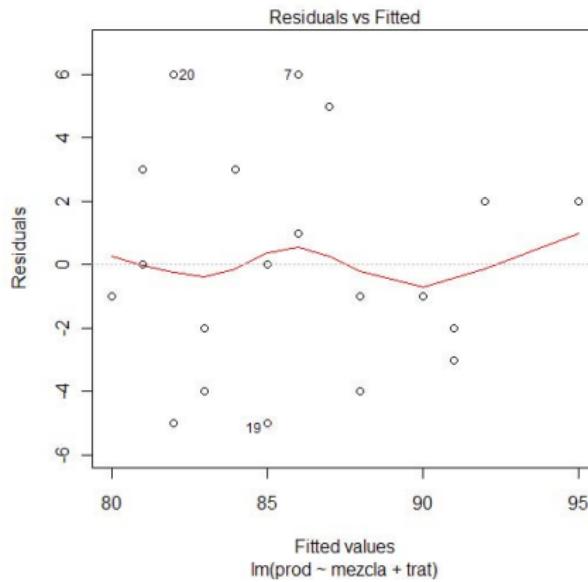
Pearson chi-square normality test

P = 2.4, p-value = 0.6626

**Los errores tienen distribución normal (Shapiro-Wilk
W = 0.95, p = 0.37).**

Independencia

Gráfica de valores predichos vs residuos⁶



Los errores son independientes.

⁶ El diseño y ejecución del experimento debe garantizar la independencia de las observaciones.



Homogeneidad de varianzas

H_0 : Las varianzas de producción de penicilina de los procesos son iguales; contra H_1 : Las varianzas de producción de penicilina de los procesos no son iguales

Bartlett test of homogeneity of variances

Bartlett's K-squared = 2.245, df = 3, p-value = 0.5231

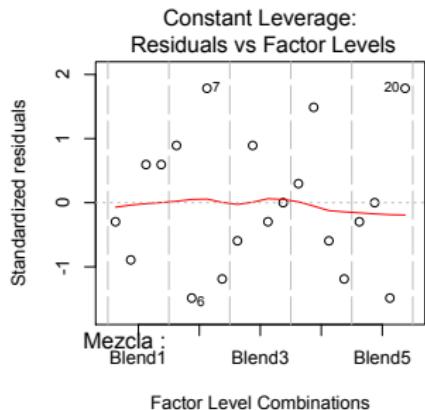
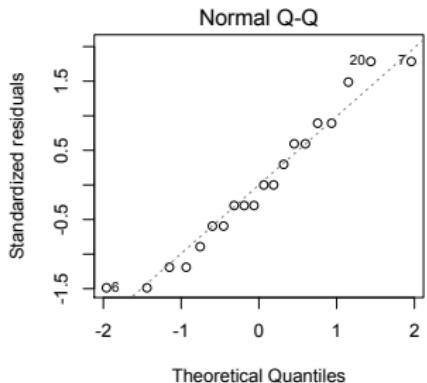
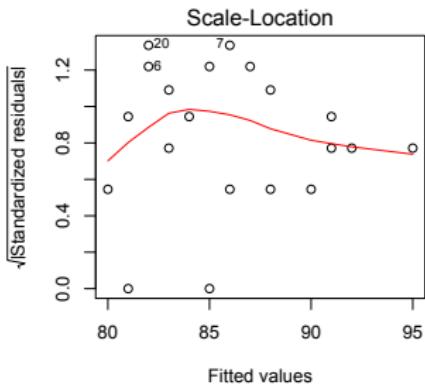
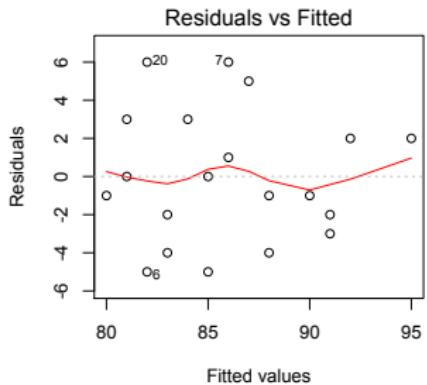
Levene's Test for Homogeneity of Variance

Df	F value	Pr(>F)
group	3	0.7716
	16	0.5267

Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

Fligner-Killeen chi-squared=2.355, df=3, p-value =0.5021

Las varianzas de la producción de penicilina de los procesos son estadísticamente iguales (Bartlett $K^2(3) = 1.67$, $p = 0.6$).



Todo bien!
Podemos interpretar los
resultados!



Coeficiente de determinación

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	90.000	2.745	32.791	4.1e-13 ***
mezclaBlend2	-9.000	3.069	-2.933	0.01254 *
mezclaBlend3	-7.000	3.069	-2.281	0.04159 *
mezclaBlend4	-4.000	3.069	-1.304	0.21686
mezclaBlend5	-10.000	3.069	-3.259	0.00684 **
tratB	1.000	2.745	0.364	0.72194
tratC	5.000	2.745	1.822	0.09351 .
tratD	2.000	2.745	0.729	0.48018

Residual standard error: 4.34 on 12 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5964, Adjusted R-squared: 0.361

F-statistic: 2.534 on 7 and 12 DF, p-value: 0.07535

El 60 % de la variación en la producción de penicilina es explicada por el diseño en bloques completos al azar ($R^2 = 0.5964$).

$$\hat{\sigma}^2 = 4.34^2 = 18.833$$



ANOVA

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)	
mezcla	4	264	66.000	3.5044	0.04075	*
trat	3	70	23.333	1.2389	0.33866	
Residuals	12	226	18.833			

No se rechaza $H_0 : \mu_A = \mu_B = \mu_C = \mu_D$ ($F_c(3, 12) = 1.24, p = 0.34$)

Las medias de la producción de penicilina de los procesos son estadísticamente iguales ($F_{(3,12)} = 1.24, p = 0.34$).

No hay efecto de los procesos en la producción de penicilina ($F_{(3,12)} = 1.24, p = 0.34$).

Se rechaza $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5$ ($F_c = 3.50, p = 0.04$)

Conclusión:

Las medias de la producción de penicilina de los mezclas de licor son diferentes (No es correcto hacer esta prueba).

ANOVA

Los cuatro procesos producen medias de producción de penicilina estadísticamente iguales.

Las comparaciones múltiples no deben hacerse si no se rechazó H_0 .



Ejercicios

Ejercicios

Ejercicios



Ejercicio 1 BxCx

Un químico quiere probar el efecto de cuatro agentes químicos sobre la resistencia de un tipo particular de tela. Debido a que podría haber variabilidad de un rollo de tela a otro, el químico decide usar un diseño de bloques aleatorizados, con los rollos de tela considerados como bloques. Selecciona cinco rollos y aplica los cuatro agentes químicos de manera aleatoria a cada rollo. A continuación se presentan las resistencias a la tensión resultantes. Analizar los datos de este experimento (utilizar $\alpha = 0.05$) y sacar las conclusiones apropiadas.

Agente químico	Rollo				
	1	2	3	4	5
1	73	68	74	71	67
2	73	67	75	72	70
3	75	68	78	73	68
4	73	71	75	75	69

Ejercicio 2

Considere el experimento del algoritmo de control de radio. El experimento fue conducido realmente como un diseño en bloques al azar, donde seis periodos de tiempo fueron seleccionados como los bloques, y los cuatro algoritmos de control de radio fueron probados en cada período de tiempo a la vez. El voltaje medio de la célula y la desviación estándar del voltaje (mostrado entre paréntesis) para cada celda son (use $\alpha = 0.05$).

Algoritmo de control	Periodo de tiempo					
	1	2	3	4	5	6
1	4.93 (0.05)	4.86 (0.04)	4.75 (0.05)	4.95 (0.06)	4.79 (0.03)	4.88 (0.05)
2	4.85 (0.04)	4.91 (0.02)	4.79 (0.03)	4.85 (0.05)	4.75 (0.03)	4.85 (0.02)
3	4.83 (0.09)	4.88 (0.13)	4.90 (0.11)	4.75 (0.15)	4.82 (0.08)	4.90 (0.12)
4	4.89 (0.03)	4.77 (0.04)	4.94 (0.05)	4.86 (0.05)	4.79 (0.03)	4.76 (0.02)



Ejercicio 3

Tres soluciones para lavar se están comparando para estudiar su eficacia en retardar el crecimiento de las bacterias en envases de leche de 5 galones. El análisis se hace en un laboratorio y solamente tres ensayos se pueden realizar en cualquier día. Debido a que los días podrían representar una fuente potencial de variabilidad, el experimentador decide utilizar un diseño en bloques al azar. Las observaciones se toman por cuatro días. Analice los datos de este experimento (use $\alpha = 0.05$).

Solución	Días			
	1	2	3	4
1	13	22	18	39
2	16	24	17	44
3	5	4	1	22



Ejercicio 4

El fabricante de una aleación maestra de aluminio produce refinadores de textura en forma de lingotes. La compañía produce el producto en cuatro hornos. Se sabe que cada horno tiene sus propias características únicas de operación, por lo que en cualquier experimento que se corra en la fundición en el que se use más de un horno, los hornos se considerarán como una variable perturbadora. Los ingenieros del proceso sospechan que la velocidad de agitación afecta la medida de la textura del producto. Cada horno puede operarse con cuatro diferentes velocidades de agitación. Se lleva a cabo un diseño de bloques aleatorizados para un refinador particular y los datos resultantes de la medida de la textura se muestran a continuación:

Velocidad de agitación (rpm)	Horno			
	1	2	3	4
5	8	4	5	6
10	14	5	6	9
15	14	6	9	2
20	17	9	3	6

- a) ¿Existe evidencia de que la velocidad de agitación afecta la medida de la textura?
- b) Representar los residuales de este experimento en una gráfica de probabilidad normal. Interpretar esta gráfica.
- c) Graficar los residuales contra el horno y la velocidad de agitación. ¿Esta gráfica proporciona alguna información útil?
- d) ¿Cuál sería la recomendación de los ingenieros del proceso con respecto a la elección de la velocidad de agitación y del horno para este refinador de textura particular si es deseable una medida de la textura pequeña?





Faraway, J. J.

Practical Regression and Anova using R.

Chapman & Hall 2002; 229



Montgomery C. D. (2005).

Design and analysis de experiments

6ta. Ed. John Wiley & Sons, Inc. New York.



Montgomery, C. D. (2005).

Diseño and análisis de experimentos.

2a. Ed. John Wiley & Sons, Inc. New York.



Montgomery, C. D. (2004).

Diseño y analisis de experimentos.

Grupo Editorial Iberoamérica, México.



Montgomery, C. D. (2010).

Diseño y análisis of experimentos.

Editorial Limusa. Mexico



Peña D. (2002).

Regresión y diseño de experimentos.

Alianza Editorial. Madrid.



Fox J and S Weisberg. (2011).

An R Companion to Applied Regression,

Second Edition. Thousand Oaks CA: Sage. Recuperado de

<http://socsciv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion>



Gross, J., y U. Ligges. (2015).

nortest: Tests for normality.

R package versión 1.0-4. Recuperado de <https://CRAN.R-project.org/package=nortest>