

RESUMEN COMPARATIVO DE MODELOS ANOVA CON UN FACTOR DE TRATAMIENTOS EN ESTRUCTURAS DE DISEÑO COMPLETAMENTE ALEATORIZADA (DCA)																																																																	
	Estructura de tratamientos de efectos fijos			Estructura de tratamientos de efectos aleatorios																																																													
Definición de los a niveles del factor de estudio	Los a niveles de tratamientos observados en el experimento son seleccionados a criterio del investigador (los que le interesa estudiar) y por tanto cualquier inferencia se limita únicamente a los niveles seleccionados.			Los a niveles de tratamientos observados en el experimento son seleccionados aleatoriamente de una población grande de posibles niveles, sin embargo, la inferencias a realizar se extrapolan a toda la población de niveles.																																																													
Objetivo	<i>Determinar si los niveles considerados tienen efectos sobre la media de la variable respuesta, o equivalentemente, si al menos para un par de niveles hay diferencia en la media de la respuesta.</i>			<i>Determinar si la variación de los niveles del factor (la aleatoriedad de estos) contribuye a la varianza total de la respuesta, es decir si contribuyen a $\text{Var}(Y_{ij})$.</i>																																																													
Ejecución del experimento	Determinado el número de réplicas para cada tratamiento (los tamaños de muestra en cada nivel, $n_i, i = 1, 2, \dots, a$) se seleccionan y asignan aleatoriamente $N = \sum_{i=1}^a n_i$ unidades experimentales (U.E) a los tratamientos, las cuales deben ser homogéneas entre si. Luego, en orden completamente al azar, se mide la variable respuesta a cada U.E según tratamiento asignado.			Se seleccionan aleatoriamente los a niveles de tratamiento y determinado el número de réplicas para cada tratamiento seleccionado (los tamaños de muestra en cada nivel, $n_i, i = 1, 2, \dots, a$), se procede como en el caso de efectos fijos.																																																													
Modelo ANOVA	Modelo de efectos (fijos) de tratamientos: $Y_{ij} = \mu + \alpha_i + E_{ij}$, con $E_{ij} \sim \text{IID } N(0, \sigma^2)$ y sujeto a $\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i = 0$. Nota: Si el diseño es balanceado, es decir, si $n_i = n \forall i, i = 1, 2, \dots, a$, la restricción se reduce a $\sum_{i=1}^a \alpha_i = 0$ O bien, Modelo de medias de tratamientos: $Y_{ij} = \mu_i + E_{ij}$, con $E_{ij} \sim \text{IID } N(0, \sigma^2)$. Donde, <ul style="list-style-type: none">Y_{ij} es la respuesta en la j-ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor;μ es la media global de la variable respuestaα_i es el efecto fijo del tratamiento o nivel i del factor sobre la media de la variable respuesta. <i>Se dice que son efectos fijos es decir un parámetro y no una variable aleatoria, pues si se repite el experimento siempre estarán presentes los mismos niveles del factor y por tanto los mismos efectos sobre la media de la variable respuesta.</i>μ_i es un parámetro que representa la media de la variable respuesta en el tratamiento o nivel i del factor y es tal que $\mu_i = \mu + \alpha_i$;E_{ij} es el error aleatorio en la j-ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor.			Modelo de efectos aleatorios: $Y_{ij} = \mu + A_i + E_{ij}$, con $E_{ij} \sim \text{IID } N(0, \sigma^2)$, $A_i \sim \text{IID } N(0, \sigma_a^2)$ y los A_i y los E_{ij} son mutuamente independientes $\forall i, j, i = 1, 2, \dots, a$, Donde, <ul style="list-style-type: none">Y_{ij} es la respuesta en la j-ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor;μ es la media global de la variable respuestaA_i es el efecto aleatorio del tratamiento o nivel i del factor sobre la media de la variable respuesta. <i>Desde que los niveles observados fueron seleccionados aleatoriamente, estos son una muestra de una variable aleatoria y por los supuestos del modelo, su media es cero y su varianza σ_a^2, de forma que si se repite el experimento no hay por qué esperar que se observen los mismos niveles del factor.</i>E_{ij} es el error aleatorio en la j-ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor.																																																													
Correlación entre las Y_{ij}	Las Y_{ij} son mutuamente independientes y por tanto no están correlacionadas.			Los efectos aleatorios inducen correlación (y por tanto dependencia estadística) entre las variables respuesta que tengan el mismo nivel i , y es tal que $\text{Cov}(Y_{ij}, Y_{is}) = \sigma_a^2, \forall j \neq s$.																																																													
Distribución de Y_{ij} y de $\bar{Y}_{i\bullet}$	$Y_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma^2) = N(\mu + \alpha_i, \sigma^2)$ y son mutuamente independientes, aunque no todas son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor. <i>Observe que la varianza total de la variable respuesta es $\text{Var}(Y_{ij}) = \sigma^2$.</i> $\bar{\mu}_i = \bar{Y}_{i\bullet} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n_i}\right)$ y son mutuamente independientes, aunque no son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor y los tamaños de muestra pueden diferir también. $\bar{Y}_{i\bullet}$ es el promedio aritmético de las n_i réplicas de la respuesta en el nivel i .			$Y_{ij} \sim N(\mu, \sigma_a^2 + \sigma^2)$, pero no todas son mutuamente independientes (solo las respuestas que no comparten el mismo nivel i). <i>Observe que la varianza total de la variable respuesta es $\text{Var}(Y_{ij}) = \sigma_a^2 + \sigma^2$.</i> $\bar{Y}_{i\bullet} \sim N\left(\mu, \sigma_a^2 + \frac{\sigma^2}{n_i}\right)$ y son mutuamente independientes aunque no son idénticamente distribuidas cuando el diseño es desbalanceado, es decir cuando no se tiene mismo número de réplicas por nivel del factor de estudio. $\bar{Y}_{i\bullet}$ es el promedio aritmético de las n_i réplicas de la respuesta en el nivel i .																																																													
ANOVA	<table><tr><th colspan="6">Tabla ANOVA</th></tr><tr><th>Fuente</th><th>gl</th><th>SC</th><th>CM</th><th>Esperanza de CM</th><th>F₀</th></tr><tr><td>Factor</td><td>$a - 1$</td><td>SSA</td><td>$MSA = SSA/(a - 1)$</td><td>$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$</td><td>$\frac{MSA}{MSE}$</td></tr><tr><td>Error</td><td>$N - a$</td><td>SSE</td><td>$MSE = SSE/(N - a)$</td><td>$E(MSE) = \sigma^2$</td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>$N - 1$</td><td>SST</td><td colspan="3"></td></tr></table> <ul style="list-style-type: none">$SSA = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 = \sum_{i=1}^a n_i \bar{Y}_{i\bullet}^2 - N \bar{Y}_{\bullet\bullet}^2$, Variabilidad explicada por el factor$SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})^2 = \sum_{i=1}^a (n_i - 1) S_i^2$ Variabilidad debida al error aleatorio$SST = SSA + SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2$ Variabilidad total observadaS_i^2 varianza muestral en el nivel i, $\bar{Y}_{i\bullet}$ media muestral de la N observaciones			Tabla ANOVA						Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀	Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$	Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$		Total	$N - 1$	SST				<table><tr><th colspan="6">Tabla ANOVA</th></tr><tr><th>Fuente</th><th>gl</th><th>SC</th><th>CM</th><th>Esperanza de CM</th><th>F₀</th></tr><tr><td>Factor</td><td>$a - 1$</td><td>SSA</td><td>$MSA = SSA/(a - 1)$</td><td>$E(MSA) = \sigma^2 + c \times \sigma_a^2$</td><td>$\frac{MSA}{MSE}$</td></tr><tr><td>Error</td><td>$N - a$</td><td>SSE</td><td>$MSE = SSE/(N - a)$</td><td>$E(MSE) = \sigma^2$</td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>$N - 1$</td><td>SST</td><td colspan="3"></td></tr></table> <p>Donde $c = \frac{1}{N(a-1)} [N^2 - \sum_{i=1}^a n_i^2]$. Si $n_i = n \forall i, i = 1, 2, \dots, a$, entonces $c = n$.</p> <ul style="list-style-type: none">Las sumas de cuadrados se calculan de la misma forma que en modelo con efectos fijos.		Tabla ANOVA						Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀	Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + c \times \sigma_a^2$	$\frac{MSA}{MSE}$	Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$		Total	$N - 1$	SST			
Tabla ANOVA																																																																	
Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀																																																												
Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$																																																												
Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$																																																													
Total	$N - 1$	SST																																																															
Tabla ANOVA																																																																	
Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀																																																												
Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + c \times \sigma_a^2$	$\frac{MSA}{MSE}$																																																												
Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$																																																													
Total	$N - 1$	SST																																																															

RESUMEN COMPARATIVO DE MODELOS ANOVA CON UN FACTOR DE TRATAMIENTOS EN ESTRUCTURAS DE DISEÑO COMPLETAMENTE ALEATORIZADA (DCA)		
	Estructura de tratamientos de efectos fijos	Estructura de tratamientos de efectos aleatorios
Test ANOVA	<p><i>Prueba si hay efectos significativos del factor sobre la media de la respuesta:</i></p> <p>$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots, \mu_a$ vs. $H_1: \mu_i \neq \mu_j$ para al menos un par de niveles de tratamientos,</p> <p>o equivalentemente,</p> <p>$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots, \alpha_a = 0$ vs. $H_1: \alpha_i \neq 0$ para al menos un nivel i.</p> <ul style="list-style-type: none"> Bajo H_0 se dice que el factor no tiene efectos significativos sobre la media de la variable respuesta, en los niveles considerados. Bajo H_1 se dice que el factor tiene efectos significativos sobre media de la variable respuesta, en los niveles considerados. Bajo H_0 y los supuestos del modelo, el estadístico de prueba es $F_0 = \frac{MSA}{MSE} \sim f_{a-1, N-a}$ y se rechaza H_0 si $P(f_{a-1, N-a} > F_0)$ es pequeño. 	<p><i>Prueba si el factor de estudio contribuye significativamente a la varianza total de la respuesta, es decir, si hay componente de varianza debida al factor de estudio:</i></p> <p>$H_0: \sigma_\alpha^2 = 0$ vs. $H_1: \sigma_\alpha^2 > 0$. <i>[No confundir con test de homogeneidad de varianza de los errores]</i></p> <ul style="list-style-type: none"> Bajo H_0 se dice que el factor no contribuye significativamente a la varianza total de la variable respuesta, o equivalentemente, no hay componente de varianza debida al factor de estudio. Bajo H_1 se dice que el factor contribuye significativamente a la varianza total de la variable respuesta, o equivalentemente, hay componente de varianza debida al factor de estudio. Bajo H_0 y los supuestos del modelo, el estadístico de prueba es $F_0 = \frac{MSA}{MSE} \sim f_{a-1, N-a}$ y se rechaza H_0 si $P(f_{a-1, N-a} > F_0)$ es pequeño.
	<p>Si se rechaza H_0 en el test ANOVA:</p> <p>Estimaciones de (ver en notas de clase distribuciones e I.C):</p> <ul style="list-style-type: none"> Medias de tratamiento: $\hat{\mu}_i = \bar{Y}_{i\bullet} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij}$ Media global: $\hat{\mu} = \bar{Y}_{\bullet\bullet}$ Efectos de tratamientos: $\hat{\alpha}_i = \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet}$, o bien $\hat{\alpha}_i = \frac{a-1}{a} \bar{Y}_{i\bullet} - \frac{1}{a} \sum_{j \neq i} \bar{Y}_{j\bullet}$ (esta última fórmula sólo cuando el diseño es balanceado) Varianza, $\hat{\sigma}^2 = MSE$ <p>Inferencias:</p> <p>Comparaciones de medias de tratamientos</p> <ul style="list-style-type: none"> Comparaciones múltiples por pares de medias: Se realizan todas las comparaciones por pares de medias $H_0: \mu_i = \mu_j$ vs. $H_1: \mu_i \neq \mu_j$. Luego, se agrupan las medias en grupos tales que todas las medias incluidas en un grupo dado son estadísticamente iguales (<i>no se aplica igualdad por transitividad</i>). <u>Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo</u>, la igualdad por pares de medias se realiza así: <ol style="list-style-type: none"> Método LSD: Usando mínima diferencia significativa (LSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq t_{\gamma/2, N-a} \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)},$ o usando I.C de $(1-\gamma)100\%$ de confianza para $\mu_i - \mu_j$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm t_{\gamma/2, N-a} \times \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, donde $t_{\gamma/2, N-a}$ es el percentil crítico de nivel $\gamma/2$ en la distribución t-Student con $N-a$ grados de libertad. Método Tukey: Usando diferencia “honestamente significativa” (HSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq \frac{1}{\sqrt{2}} q_\gamma(a, N-a) \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)},$ o usando I.C de $(1-\gamma)100\%$ de confianza de Tukey para $\mu_i - \mu_j$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm \frac{1}{\sqrt{2}} q_\gamma(a, N-a) \times \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, donde $q_\gamma(a, N-a)$ es el rango crítico estudentizado de nivel γ para a medias y con $N-a$ grados de libertad. Otros métodos: Duncan, Dunnet (comparaciones con un nivel de control), ver notas de clase. Comparaciones por contrastes de medias de tratamientos: Un contraste de medias de tratamientos es una combinación lineal de medias así $W = \sum_{i=1}^a c_i \mu_i$, tal que $\sum_{i=1}^a c_i = 0$. Puede definirse un contraste para comparar el promedio de las medias de un grupo de tratamientos contra el promedio de las medias de otro grupo de tratamientos, definiendo los pesos o ponderadores c_i de acuerdo a la conformación de los dos grupos de medias a contrastar. El estimador del contraste es $\hat{W} = \sum_{i=1}^a c_i \bar{Y}_{i\bullet}$. Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo, $\hat{W} \sim N\left(W, \sigma^2 \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{n_i}\right)$. Las inferencias pueden ser mediante: <ol style="list-style-type: none"> Tests de hipótesis sobre el contraste (ver notas de clase) I.C para el contraste de $(1-\gamma)100\%$ de confianza $\hat{W} \pm t_{\gamma/2, N-a} \sqrt{MSE \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{n_i}}$ 	<p>Si se rechaza H_0 en el test ANOVA:</p> <p>Estimaciones de (ver en notas de clase las distribuciones e I.C):</p> <ul style="list-style-type: none"> Las componentes de varianza: <ol style="list-style-type: none"> Debida al error aleatorio: $\hat{\sigma}^2 = MSE$ Debida al factor de estudio: $\hat{\sigma}_\alpha^2 = \frac{MSA - MSE}{c}$ (si el diseño es balanceado $c = n$). Varianza total: $V\widehat{ar}(Y_{ij}) = \hat{\sigma}_\alpha^2 + \hat{\sigma}^2$ La razón de componentes de varianzas: $\hat{\sigma}_\alpha^2 / \hat{\sigma}^2$ Proporción de la varianza total debida al factor de estudio: $\frac{\hat{\sigma}_\alpha^2}{\hat{\sigma}_\alpha^2 + \hat{\sigma}^2}$ Media global: $\hat{\mu} = \bar{Y}_{\bullet\bullet}$ <p><u>No son válidas las comparaciones de medias de tratamientos por ningún método,</u> pues los efectos de niveles del factor son aleatorios!</p>

Análisis de varianza e inferencias sobre medias de tratamiento en modelo con efectos fijos, bajo no homogeneidad de varianza en errores del modelo (Ver Apéndice A.6 en notas de clase)

- **Para el test ANOVA:** Cuando el diseño es balanceado,

$$F_0 = \frac{MSA}{MSE} \sim f_{v_1, v_2} \text{ (aproximadamente),}$$

Con $v_1 = \frac{a-1}{1+c^2 \frac{(a-2)}{a-1}}$, $v_2 = \frac{a(n-1)}{1+c^2}$, donde $c^2 = \frac{\sum_{i=1}^a (S_i^2 - \bar{S}^2)^2}{a(\bar{S}^2)^2}$, siendo $\bar{S}^2 = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a S_i^2$ y los S_i^2 la varianza muestral en los respectivos niveles i del factor de tratamientos.

- **Para I.C de medias de tratamientos, bajo varianza no constante:** Un I.C del $(1 - \gamma)100\%$ para μ_i sería simplemente

$$\bar{Y}_{i\bullet} \pm t_{\gamma/2, n_i-1} \frac{S_i}{\sqrt{n_i}}$$

- **En I.C de comparaciones por pares de medias:** Por método LSD tendríamos por la aproximación Satterthwaite (sólo LSD puede usarse porque en los demás métodos no hay correcciones por varianza no constante)

$$(\mu_i - \mu_j) \in (\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm t_{\gamma/2, \nu} \times \sqrt{\frac{S_i^2}{n_i} + \frac{S_j^2}{n_j}}, \quad \text{con} \quad \nu = \frac{\left(\frac{S_i^2}{n_i} + \frac{S_j^2}{n_j}\right)^2}{\frac{\left(\frac{S_i^2}{n_i}\right)^2}{n_i-1} + \frac{\left(\frac{S_j^2}{n_j}\right)^2}{n_j-1}}$$

- **Criterio de decisión en las comparaciones LSD:** Rechazar $H_0: \mu_i = \mu_j$, en favor de $H_1: \mu_i \neq \mu_j$, si $|\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}| \geq t_{\gamma/2, \nu} \times \sqrt{\frac{S_i^2}{n_i} + \frac{S_j^2}{n_j}}$ con $\nu = \frac{\left(\frac{S_i^2}{n_i} + \frac{S_j^2}{n_j}\right)^2}{\frac{\left(\frac{S_i^2}{n_i}\right)^2}{n_i-1} + \frac{\left(\frac{S_j^2}{n_j}\right)^2}{n_j-1}}$

- **Inferencias sobre contrastes de medias:** La aproximación Satterthwaite debe ser usada para hacer inferencias bajo varianza no constante. Sea $W = \sum_{i=1}^a c_i \mu_i = \sum_{i=1}^a c_i \alpha_i$, desde que $\sum_{i=1}^a c_i = 0$, entonces su estimador es $\hat{W} = \sum_{i=1}^a c_i \bar{Y}_{i\bullet}$.

Bajo varianza no constante $\hat{W} \sim N\left(W, \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}\right)$. La varianza estimada corresponde a $\widehat{\text{Var}}(\hat{W}) = \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}$, y de acuerdo con las ecuaciones (A.11) y (A.12) en notas de clase, tenemos que:

$$T_0 = \frac{\hat{W} - W}{\sqrt{\sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}}} \sim t_\nu \text{ (aproximadamente),} \quad \text{con} \quad \nu = \frac{\left(\sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}\right)^2}{\sum_{i=1}^a \frac{\left(\frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}\right)^2}{n_i-1}}.$$

Luego un I.C aproximado del $(1 - \gamma)100\%$ para W es

$$\hat{W} \pm t_{\gamma/2, \nu} \sqrt{\sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}}, \quad \text{con} \quad \nu = \frac{\left(\sum_{i=1}^a \frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}\right)^2}{\sum_{i=1}^a \frac{\left(\frac{c_i^2 S_i^2}{n_i}\right)^2}{n_i-1}}$$

RESUMEN COMPARATIVO DE MODELOS ANOVA CON UN FACTOR DE ESTUDIO DE EFECTOS FIJOS EN ESTRUCTURAS DE DISEÑO DCA VS. DBCA																																																																								
	DCA (Diseño completamente aleatorizado)			DBCA (Diseño en bloques completos aleatorizados con tamaños de bloques igual a a)																																																																				
Objetivo	Determinar si los niveles considerados tienen efectos sobre la media de la variable respuesta, o equivalentemente, si al menos para un par de niveles del factor de tratamientos hay diferencia en la media de la respuesta.			Comparar las medias de los a tratamientos o niveles del factor de estudio (es decir, determinar si los tratamientos tienen efectos sobre la media de la variable respuesta, o equivalentemente, si al menos para un par de niveles del factor de tratamientos hay diferencia en la media de la respuesta), promediados sobre un rango de condiciones diferentes																																																																				
Ejecución del experimento	Determinado el número de réplicas para cada tratamiento (los tamaños de muestra en cada nivel, n_i , $i = 1, 2, \dots, a$) <u>se seleccionan y asignan aleatoriamente las $N = \sum_{i=1}^a n_i$ unidades experimentales (U.E) a los tratamientos, las cuales deben ser homogéneas entre sí.</u> Luego, en orden completamente al azar, se mide la variable respuesta a cada U.E según tratamiento asignado.			Determinado el número de bloques b , cada uno de tamaño a (el número de réplicas por tratamiento es igual al número de bloques, es decir, $n_{i\bullet} = b, \forall i = 1, 2, \dots, a$ y el número de U.E dentro de cada bloque es $n_{\bullet j} = a, \forall j = 1, 2, \dots, b$), en cada uno de los bloques se seleccionan y asignan aleatoriamente las U.E, una por tratamiento (las U.E que pertenecen a un mismo bloque son homogéneas entre sí pero las U.E en diferentes bloques son heterogéneas entre sí). Luego, se observan al azar los tratamientos en cada bloque. El total de observaciones es $N = \sum_{i=1}^a n_{i\bullet} = ab$.																																																																				
Modelo ANOVA	Modelo de efectos fijos de tratamientos: $Y_{ij} = \mu + \alpha_i + E_{ij}$, con $E_{ij} \sim IID N(0, \sigma^2)$ y sujeto a $\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i = 0$. Si el diseño es balanceado, es decir, si $n_i = n \forall i$, $i = 1, 2, \dots, a$, la restricción se reduce a $\sum_{i=1}^a \alpha_i = 0$ Donde, <ul style="list-style-type: none">Y_{ij} es la respuesta en la j – ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor de tratamientos;μ es la media global de la variable respuesta;α_i es el efecto fijo del tratamiento o nivel i del factor de tratamientos sobre la media de la variable respuesta;Las medias de tratamientos son $\mu_i = \mu + \alpha_i$; $i = 1, 2, \dots, a$;E_{ij} es el error aleatorio en la j – ésima réplica del tratamiento o nivel i del factor de tratamientos.			Modelo de efectos fijos de tratamientos y de bloques: Bajo la presunción de que no hay “interacción” entre factor de tratamientos y de bloques, $Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + E_{ij}$, con $E_{ij} \sim IID N(0, \sigma^2)$ y sujeto a $\sum_{i=1}^a \alpha_i = 0$ y $\sum_{j=1}^b \beta_j = 0$. Donde, <ul style="list-style-type: none">Y_{ij} es la respuesta al tratamiento o nivel i del factor de tratamientos en el j – ésimo bloque;μ es la media global de la variable respuesta;α_i es el efecto fijo del tratamiento o nivel i del factor de tratamientos sobre la media de la variable respuesta;β_j es el efecto fijo del j – ésimo bloque sobre la media de la variable respuesta;Las medias de tratamiento son $\mu_{i\bullet} = \mu + \alpha_i$, $i = 1, 2, \dots, a$;E_{ij} es el error aleatorio en la respuesta en el j – ésimo bloque con tratamiento i.																																																																				
Correlación entre las Y_{ij}	Las Y_{ij} son mutuamente independientes y por tanto no están correlacionadas.			Las Y_{ij} son mutuamente independientes y por tanto no están correlacionadas																																																																				
Distribución de Y_{ij} y de $\bar{Y}_{i\bullet}$	$Y_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma^2) = N(\mu + \alpha_i, \sigma^2)$ y son mutuamente independientes, aunque no todas son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor de tratamientos. $\hat{\mu}_i = \bar{Y}_{i\bullet} \sim N\left(\mu_i, \frac{\sigma^2}{n_i}\right) = N\left(\mu + \alpha_i, \frac{\sigma^2}{n_i}\right)$ y son mutuamente independientes, aunque no son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor y los tamaños de muestra pueden diferir también. $\bar{Y}_{i\bullet}$ es el promedio aritmético de las n_i réplicas de la respuesta en el nivel o tratamiento i .			$Y_{ij} \sim N(\mu_{i\bullet} + \beta_j, \sigma^2) = N(\mu + \alpha_i + \beta_j, \sigma^2)$ y son mutuamente independientes, aunque no todas son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor de tratamientos y de bloques. $\hat{\mu}_{i\bullet} = \bar{Y}_{i\bullet} \sim N\left(\mu_{i\bullet}, \frac{\sigma^2}{b}\right) = N\left(\mu + \alpha_i, \frac{\sigma^2}{b}\right)$ y son mutuamente independientes, aunque no son idénticamente distribuidas desde que la media cambia con el nivel del factor de tratamientos. $\bar{Y}_{i\bullet}$ es el promedio aritmético de las $n_{i\bullet} = b$ réplicas de la respuesta en el nivel o tratamiento i .																																																																				
ANOVA	<table><tr><th colspan="6">Tabla ANOVA</th></tr><tr><th>Fuente</th><th>gl</th><th>SC</th><th>CM</th><th>Esperanza de CM</th><th>F₀</th></tr><tr><td>Factor</td><td>$a - 1$</td><td>SSA</td><td>$MSA = SSA/(a - 1)$</td><td>$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$</td><td>$\frac{MSA}{MSE}$</td></tr><tr><td>Error</td><td>$N - a$</td><td>SSE</td><td>$MSE = SSE/(N - a)$</td><td>$E(MSE) = \sigma^2$</td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>$N - 1$</td><td>SST</td><td colspan="3"></td></tr></table> <ul style="list-style-type: none">$SSA = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 = \sum_{i=1}^a n_i \bar{Y}_{i\bullet}^2 - N \bar{Y}_{\bullet\bullet}^2$, Variabilidad explicada por el factor de tratamientos$SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet})^2 = \sum_{i=1}^a (n_i - 1) S_i^2$ Variabilidad debida al error aleatorio$SST = SSA + SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2$ Variabilidad total observadaS_i^2 varianza muestral en el nivel i; $\bar{Y}_{\bullet\bullet}$ media muestral de la N observacionesRespuesta ajustada $\hat{Y}_{ij} = \bar{Y}_{i\bullet}$.			Tabla ANOVA						Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀	Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$	Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$		Total	$N - 1$	SST				<table><tr><th colspan="6">Tabla ANOVA</th></tr><tr><th>Fuente</th><th>gl</th><th>SC</th><th>CM</th><th>Esperanza de CM</th><th>F₀</th></tr><tr><td>Factor</td><td>$a - 1$</td><td>SSA</td><td>$MSA = SSA/(a - 1)$</td><td>$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{b \sum_{i=1}^a \alpha_i^2}{(a - 1)}$</td><td>$\frac{MSA}{MSE}$</td></tr><tr><td>Bloques</td><td>$b - 1$</td><td>SSB</td><td>$MSB = SSB/(b - 1)$</td><td>$E(MSB) = \sigma^2 + \frac{a \sum_{j=1}^b \beta_j^2}{(b - 1)}$</td><td>$\frac{MSB}{MSE}$</td></tr><tr><td>Error</td><td>$(a - 1)(b - 1)$</td><td>SSE</td><td>$MSE = \frac{SSE}{(a - 1)(b - 1)}$</td><td>$E(MSE) = \sigma^2$</td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>$N - 1 = ab - 1$</td><td>SST</td><td colspan="3"></td></tr></table> <ul style="list-style-type: none">$SSA = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 = b \sum_{i=1}^a \bar{Y}_{i\bullet}^2 - ab \bar{Y}_{\bullet\bullet}^2$, Variabilidad explicada por factor de tratamientos$SSB = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{Y}_{\bullet j} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 = a \sum_{j=1}^b \bar{Y}_{\bullet j}^2 - ab \bar{Y}_{\bullet\bullet}^2$, Variabilidad explicada por los bloques$SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet j} + \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2 = SST - SSA - SSB$ Variabilidad debida al error aleatorio$SST = SSA + SSB + SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (Y_{ij} - \bar{Y}_{\bullet\bullet})^2$ Variabilidad total observadaS_i^2 varianza muestral en el nivel i de tratamientos; $\bar{Y}_{\bullet\bullet}$ media muestral de la $N = ab$ observaciones; $\bar{Y}_{i\bullet}$ es la media muestral de las $n_{i\bullet} = b$ observaciones en el tratamiento i; $\bar{Y}_{\bullet j}$ es la media muestral de las $n_{\bullet j} = a$ observaciones en el bloque j;Respuesta ajustada $\hat{Y}_{ij} = \bar{Y}_{i\bullet} + \bar{Y}_{\bullet j} - \bar{Y}_{\bullet\bullet}$.			Tabla ANOVA						Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀	Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{b \sum_{i=1}^a \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$	Bloques	$b - 1$	SSB	$MSB = SSB/(b - 1)$	$E(MSB) = \sigma^2 + \frac{a \sum_{j=1}^b \beta_j^2}{(b - 1)}$	$\frac{MSB}{MSE}$	Error	$(a - 1)(b - 1)$	SSE	$MSE = \frac{SSE}{(a - 1)(b - 1)}$	$E(MSE) = \sigma^2$		Total	$N - 1 = ab - 1$	SST			
Tabla ANOVA																																																																								
Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀																																																																			
Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{\sum_{i=1}^a n_i \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$																																																																			
Error	$N - a$	SSE	$MSE = SSE/(N - a)$	$E(MSE) = \sigma^2$																																																																				
Total	$N - 1$	SST																																																																						
Tabla ANOVA																																																																								
Fuente	gl	SC	CM	Esperanza de CM	F ₀																																																																			
Factor	$a - 1$	SSA	$MSA = SSA/(a - 1)$	$E(MSA) = \sigma^2 + \frac{b \sum_{i=1}^a \alpha_i^2}{(a - 1)}$	$\frac{MSA}{MSE}$																																																																			
Bloques	$b - 1$	SSB	$MSB = SSB/(b - 1)$	$E(MSB) = \sigma^2 + \frac{a \sum_{j=1}^b \beta_j^2}{(b - 1)}$	$\frac{MSB}{MSE}$																																																																			
Error	$(a - 1)(b - 1)$	SSE	$MSE = \frac{SSE}{(a - 1)(b - 1)}$	$E(MSE) = \sigma^2$																																																																				
Total	$N - 1 = ab - 1$	SST																																																																						

RESUMEN COMPARATIVO DE MODELOS ANOVA CON UN FACTOR DE ESTUDIO DE EFECTOS FIJOS EN ESTRUCTURAS DE DISEÑO DCA VS. DBCA		
	DCA (Diseño completamente aleatorizado)	DBCA (Diseño en bloques completos aleatorizados con tamaños de bloques igual a a)
Test ANOVA	<p>Prueba si hay efectos significativos del factor sobre la media de la respuesta:</p> <p>$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots, \mu_a$ vs. $H_1: \mu_i \neq \mu_j$ para al menos un par de niveles de tratamientos,</p> <p>o equivalentemente,</p> <p>$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots, \alpha_a = 0$ vs. $H_1: \alpha_i \neq 0$ para al menos un nivel i.</p> <ul style="list-style-type: none"> Bajo H_0 se dice que el factor no tiene efectos significativos sobre la media de la variable respuesta, en los niveles considerados. Bajo H_1 se dice que el factor tiene efectos significativos sobre media de la variable respuesta, en los niveles considerados. <p>Bajo H_0 y los supuestos del modelo, el estadístico de prueba es $F_0 = \frac{MSA}{MSE} \sim f_{a-1, N-a}$ y se rechaza H_0 si $P(f_{a-1, N-a} > F_0)$ es pequeño.</p>	<p>Prueba si hay efectos significativos del factor sobre la media de la respuesta:</p> <p>$H_0: \mu_{1\bullet} = \mu_{2\bullet} = \dots, \mu_{a\bullet}$ vs. $H_1: \mu_{i\bullet} \neq \mu_{j\bullet}$ para al menos un par de niveles de tratamientos,</p> <p>o equivalentemente,</p> <p>$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots, \alpha_a = 0$ vs. $H_1: \alpha_i \neq 0$ para al menos un nivel i.</p> <ul style="list-style-type: none"> Bajo H_0 se dice que el factor de tratamientos no tiene efectos significativos sobre la media de la variable respuesta, en los niveles considerados. Bajo H_1 se dice que el factor tiene efectos significativos sobre media de la variable respuesta, en los niveles considerados. <p>Bajo H_0 y los supuestos del modelo, el estadístico de prueba es $F_0 = \frac{MSA}{MSE} \sim f_{(a-1), (a-1)(b-1)}$ y se rechaza H_0 si $P(f_{(a-1), (a-1)(b-1)} > F_0)$ es pequeño.</p> <p>No hay conclusión estadística acerca de la igualdad de medias de bloques; la “seudo prueba” F sobre los bloques meramente se hace como una forma de establecer la utilidad de haber creado bloques en el experimento.</p> <p><u>Con relación a los bloques se evalúa la eficiencia relativa del diseño en bloques vs. un DCA ¿Ayudó el bloqueo a disminuir el tamaño del error experimental al compararlo con un DCA con el mismo número de réplicas de tratamientos? O bien ¿Comparado con un DCA, el diseño en bloques reduce el número de U.E necesarias?</u> (Ver en notas de clase cálculo de la eficiencia relativa de los DBCA)</p>
	<p>Si se rechaza H_0 en el test ANOVA:</p> <p>Estimaciones de (ver en notas de clase distribuciones e I.C):</p> <ul style="list-style-type: none"> Medias de tratamiento: $\hat{\mu}_i = \bar{Y}_{i\bullet} = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} Y_{ij}$ Media global: $\hat{\mu} = \bar{Y}_{\bullet\bullet}$ Efectos de tratamientos: $\hat{\alpha}_i = \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet}$, o bien $\hat{\alpha}_i = \frac{a-1}{a} \bar{Y}_{i\bullet} - \frac{1}{a} \sum_{j \neq i} \bar{Y}_{j\bullet}$ (esta última fórmula sólo cuando el diseño es balanceado) Varianza, $\hat{\sigma}^2 = MSE$ (tiene $N - a$ grados de libertad) <p>Inferencias:</p> <p>Comparaciones de medias de tratamientos</p> <ul style="list-style-type: none"> Comparaciones múltiples por pares de medias: Se realizan todas las comparaciones por pares de medias $H_0: \mu_i = \mu_j$ vs. $H_1: \mu_i \neq \mu_j$. Luego, se agrupan las medias en grupos tales que todas las medias incluidas en un grupo dado son estadísticamente iguales (no se aplica igualdad por transitividad). <u>Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo</u>, la igualdad por pares de medias se realiza así: <ol style="list-style-type: none"> Método LSD: Usando mínima diferencia significativa (LSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq t_{\gamma/2, N-a} \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, o usando I.C de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza para $\mu_i - \mu_j$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm t_{\gamma/2, N-a} \times \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, donde $t_{\gamma/2, N-a}$ es el percentil crítico de nivel $\gamma/2$ en la distribución t-Student con $N - a$ grados de libertad. Método Tukey: Usando diferencia “honestamente significativa” (HSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq \frac{1}{\sqrt{2}} q_{\gamma}(a, N - a) \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, o usando I.C de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza de Tukey para $\mu_i - \mu_j$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm \frac{1}{\sqrt{2}} q_{\gamma}(a, N - a) \times \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)}$, donde $q_{\gamma}(a, N - a)$ es el rango crítico estudentizado de nivel γ para a medias y con $N - a$ grados de libertad. Otros métodos: Duncan, Dunnet (comparaciones con un nivel de control), ver notas de clase. 	<p>Si se rechaza H_0 en el test ANOVA:</p> <p>Estimaciones de (ver en notas de clase distribuciones e I.C):</p> <ul style="list-style-type: none"> Medias de tratamiento: $\hat{\mu}_{i\bullet} = \bar{Y}_{i\bullet} = \frac{1}{b} \sum_{j=1}^b Y_{ij}$ Media global: $\hat{\mu} = \bar{Y}_{\bullet\bullet}$ Efectos de tratamientos: $\hat{\alpha}_i = \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet\bullet}$, o bien $\hat{\alpha}_i = \frac{a-1}{a} \bar{Y}_{i\bullet} - \frac{1}{a} \sum_{j \neq i} \bar{Y}_{j\bullet}$ Varianza, $\hat{\sigma}^2 = MSE$ (tiene $(a - 1)(b - 1)$ grados de libertad) <p>Inferencias:</p> <p>Comparaciones de medias de tratamientos (no se aplican a medias de bloques!)</p> <ul style="list-style-type: none"> Comparaciones múltiples por pares de medias: Se realizan todas las comparaciones por pares de medias $H_0: \mu_{i\bullet} = \mu_{j\bullet}$ vs. $H_1: \mu_{i\bullet} \neq \mu_{j\bullet}$. Luego, se agrupan las medias en grupos tales que todas las medias incluidas en un grupo dado son estadísticamente iguales (no se aplica igualdad por transitividad). <u>Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo</u>, la igualdad por pares de medias se realiza así: <ol style="list-style-type: none"> Método LSD: Usando mínima diferencia significativa (LSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq t_{\gamma/2, (a-1)(b-1)} \sqrt{MSE \times \frac{2}{b}}$, o usando I.C de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza para $\mu_{i\bullet} - \mu_{j\bullet}$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm t_{\gamma/2, (a-1)(b-1)} \sqrt{MSE \times \frac{2}{b}}$, donde $t_{\gamma/2, (a-1)(b-1)}$ es el percentil crítico de nivel $\gamma/2$ en la distribución t-Student con $(a - 1)(b - 1)$ grados de libertad. Método Tukey: Usando diferencia “honestamente significativa” (HSD) a un nivel de significancia γ se rechaza H_0 si $\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet} \geq \frac{1}{\sqrt{2}} q_{\gamma}(a, (a - 1)(b - 1)) \sqrt{MSE \times \frac{2}{b}} = q_{\gamma}(a, (a - 1)(b - 1)) \sqrt{\frac{MSE}{b}}$, o usando I.C de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza de Tukey para $\mu_i - \mu_j$, se rechaza H_0 si cero no pertenece al intervalo $(\bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{j\bullet}) \pm q_{\gamma}(a, (a - 1)(b - 1)) \sqrt{\frac{MSE}{b}}$, donde $q_{\gamma}(a, (a - 1)(b - 1))$ es el rango crítico estudentizado de nivel γ para a medias y con $(a - 1)(b - 1)$ grados de libertad. Otros métodos: Duncan, Dunnet (comparaciones con un nivel de control), se ajustan también los grados de libertad del error a $(a - 1)(b - 1)$ y los tamaños de muestra por tratamiento iguales a b.

Inferencias y estimaciones de interés

RESUMEN COMPARATIVO DE MODELOS ANOVA CON UN FACTOR DE ESTUDIO DE EFECTOS FIJOS EN ESTRUCTURAS DE DISEÑO DCA VS. DBCA		
	DCA (Diseño completamente aleatorizado)	DBCA (Diseño en bloques completos aleatorizados con tamaños de bloques igual a a)
	<ul style="list-style-type: none"> Comparaciones por contrastes de medias de tratamientos μ_i: Un contraste de medias de tratamientos es una combinación lineal de medias así $W = \sum_{i=1}^a c_i \mu_i$, tal que $\sum_{i=1}^a c_i = 0$. Puede definirse un contraste para comparar el promedio de las medias de un grupo de tratamientos contra el promedio de las medias de otro grupo de tratamientos, definiendo los pesos o ponderadores c_i de acuerdo a la conformación de los dos grupos de medias a contrastar. El estimador del contraste es $\hat{W} = \sum_{i=1}^a c_i \bar{Y}_{i\bullet}$. Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo, $\hat{W} \sim N\left(W, \sigma^2 \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{n_i}\right)$. Las inferencias pueden ser mediante: <ol style="list-style-type: none"> Tests de hipótesis sobre el contraste (ver notas de clase) I.C para el contraste de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza $\hat{W} \pm t_{\gamma/2, N-a} \sqrt{MSE \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{n_i}}$ 	<ul style="list-style-type: none"> Comparaciones por contrastes de medias de tratamientos $\mu_{i\bullet}$: Un contraste de medias de tratamientos es una combinación lineal de medias así $W = \sum_{i=1}^a c_i \mu_{i\bullet}$, tal que $\sum_{i=1}^a c_i = 0$. Puede definirse un contraste para comparar el promedio de las medias de un grupo de tratamientos contra el promedio de las medias de otro grupo de tratamientos, definiendo los pesos o ponderadores c_i de acuerdo a la conformación de los dos grupos de medias a contrastar. El estimador del contraste es $\hat{W} = \sum_{i=1}^a c_i \bar{Y}_{i\bullet}$. Bajo validez de los supuestos sobre los errores del modelo, $\hat{W} \sim N\left(W, \sigma^2 \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{b}\right)$. Las inferencias pueden ser mediante: <ol style="list-style-type: none"> Tests de hipótesis sobre el contraste (ver notas de clase) I.C para el contraste de $(1 - \gamma)100\%$ de confianza $\hat{W} \pm t_{\gamma/2, (a-1)(b-1)} \sqrt{MSE \sum_{i=1}^a \frac{c_i^2}{b}}$
Validación de supuestos	<p>Residuos de ajuste corresponden $\hat{E}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet}$.</p> <ul style="list-style-type: none"> Con su versión estandarizada se analizan gráficos de residuales (residuos vs. niveles del factor y vs. respuesta ajustada ¿media cero, varianza constante y no hay carencia de ajuste?), gráfico de probabilidad normal y tests de probabilidad normal. Tests formales de homocedasticidad en los errores del modelo $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_a^2$ vs. $H_1: \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2$ para al menos un par de niveles de tratamiento i, j, donde $\sigma_i^2 = Var(E_{ij})$. Estos tests suponen válido la independencia y la normalidad de los errores de ajuste. Si se conoce el orden de corrida, debe evaluarse primero el supuesto de independencia (se evalúan autocorrelaciones con ACF, test Ljung-Box y gráfico de residuos de ajuste vs. orden de corrida) con los residuos de ajuste en el orden de corrida, antes de aplicar tests de normalidad y tests para homocedasticidad. 	<p>Residuos de ajuste corresponden $\hat{E}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{i\bullet} - \bar{Y}_{\bullet j} + \bar{Y}_{\bullet\bullet}$.</p> <ul style="list-style-type: none"> Con su versión estandarizada se analizan gráficos de residuales (residuos vs. niveles del factor de tratamientos, vs. bloques y vs. respuesta ajustada ¿media cero, varianza constante y no hay carencia de ajuste?), gráfico de probabilidad normal y tests de probabilidad normal. No pueden aplicarse tests formales de homocedasticidad pues estos suponen una sola vía de clasificación de los datos experimentales, lo cual no se cumple en un DBCA ni en experimentos factoriales! Si se conoce el orden de corrida, debe evaluarse primero el supuesto de independencia (se evalúan autocorrelaciones con ACF, test Ljung-Box y gráfico de residuos de ajuste vs. orden de corrida) con los residuos de ajuste en el orden de corrida, antes de aplicar tests de normalidad.