

**UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS Y FORESTALES}**



**COMPARACIÓN DE ANÁLISIS DE VARIANZA MEDIANTE SOFTWARE
ESTADÍSTICO DE LICENCIA LIBRE EN REFERENCIA A UN
SOFTWARE COMERCIAL.**

Tesis presentada a la Facultad de Ciencias Agropecuarias y Forestales de la Universidad de La Frontera. Como parte de los requisitos para optar al título de Ingeniero Agrónomo

ALEJANDRO PATRICIO SALDIAS ANDANA

TEMUCO – CHILE

2010

UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA
FACULTAD DE CIENCIAS AGROPECUARIAS Y FORESTALES



**COMPARACIÓN DE ANALISIS DE VARIANZA MEDIANTE SOFTWARE
ESTADÍSTICO DE LICENCIA LIBRE EN REFERENCIA A UN
SOFTWARE COMERCIAL.**

Tesis presentada a la Facultad de Ciencias Agropecuarias y Forestales de la Universidad de La Frontera. Como parte de los requisitos para optar al título de Ingeniero Agrónomo

ALEJANDRO PATRICIO SALDIAS ANDANA

PROFESOR GUÍA: HORACIO JULIO MIRANDA VARGAS

TEMUCO – CHILE

2010

COMPARACIÓN DE ANÁLISIS DE VARIANZA MEDIANTE SOFTWARE ESTADÍSTICO DE LICENCIA LIBRE EN REFERENCIA A UN SOFTWARE COMERCIAL.

PROFESOR GUIA: HORACIO JULIO MIRANDA VARGAS.
MEDICO VETERINARIO.
M.S.C. BIOESTADISTICA, (C) DR.
DEPTO. DE PRODUCCION AGROPECUARIA.
UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA.

PROFESOR CONSEJERO: CHRISTIAN EDUARDO SALAS ELJATIB.
INGENIERO FORESTAL.
M.S.C IN STATISTICS, M. PH. D(C) IN BIOMETRICS.
DEPTO. DE CIENCIAS FORESTALES.
UNIVERSIDAD DE LA FRONTERA.

CALIFICACION PROMEDIO TESIS:

ÍNDICE DE MATERIAS

Capítulo		Página
1	INTRODUCCIÓN.	1
2	REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA.	5
2.1	Tipos de razonamientos	5
2.2	Principios del diseño de experimentos	5
2.2.1	Características del método científico.	6
2.2.2	Tipos de experimentos.	7
2.2.3	Unidades experimentales y muestrales.	9
2.2.4	Fuentes de variación.	10
2.2.5	Control de la variación del no tratamiento.	11
2.2.6	Replicación.	11
2.2.7	Aleatorización.	13
2.2.8	Clasificación de los diseños.	14
2.2.9	Estrategia de diseño.	16
2.2.9.1	Diseño de tratamientos.	17
2.2.9.2	Diseño de muestreo.	17
2.3	Modelo lineal.	18
2.3.1	Modelo lineal.	18
2.3.2	Modelo no lineal.	18
2.3.3	Error experimental.	18
2.3.4	Modelo lineal general.	19
2.3.5	Sumas de cuadrados.	20
2.3.5.1	Sumas de cuadrados tipo i.	20
2.3.5.2	Sumas de cuadrados tipo ii.	20
2.3.5.3	Sumas de cuadrados tipo iii.	21
2.3.5.4	Sumas de cuadrados tipo iv.	21
2.3.6	Hipótesis a probar.	21
2.3.7	Análisis de varianza.	22

3	MATERIALES Y MÉTODOS	23
3.1	Materiales	23
3.2	Métodos.	24
4	PRESENTACIÓN Y DISCUSION DE RESULTADOS	25
4.1	Diseño de un factor en bloques completos al azar	25
4.1.1	Planteamiento del problema	25
4.1.2	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	26
4.1.3	Tabla de ANOVA teórica.	26
4.1.4	Tabla de resultados.	26
4.1.5	Interpretación de resultados.	27
4.2	Diseño de dos factores Completamente Aleatorizado.	28
4.2.1	Planteamiento del problema.	28
4.2.2	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	28
4.2.3	Tabla de ANOVA teórica.	28
4.2.4	Tabla de resultados.	29
4.2.5	Interpretación de resultados.	30
4.3	Diseño dos factores en bloques al azar.	30
4.3.1	Planteamiento del problema.	30
4.3.2	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico	31
4.3.3	Tabla de ANOVA teórica.	31
4.3.4.	Tabla de resultados.	32
4.3.5.	Interpretación de resultados.	33
4.4.	Parcelas dividida completamente al azar.	33
4.4.1.	Planteamiento del problema.	33
4.4.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico	34
4.4.3.	Tabla de ANOVA teórica.	34
4.4.4.	Tabla de resultados.	35
4.4.5.	Interpretación de resultados.	36
4.5.	Parcelas dividida en bloques completos al azar.	36
4.5.1.	Planteamiento del problema.	36
4.5.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico	37
4.5.3.	Tabla de ANOVA teórica.	37

4.5.4.	Tabla de resultados.	37
4.5.5.	Interpretación de resultados.	39
4.6.	Franjas divididas en bloques completos al azar.	39
4.6.1.	Planteamiento del problema.	39
4.6.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico	40
4.6.3.	Tabla de ANOVA teórica.	40
4.6.4.	Tabla de resultados.	40
4.6.5.	Interpretación de resultados.	42
4.7.	Diseño completamente aleatorizado de los tres factores.	42
4.7.1.	Planteamiento del problema.	42
4.7.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	42
4.7.3.	Tabla de ANOVA teórica.	43
4.7.4.	Tabla de resultados.	43
4.7.5.	Interpretación de resultados.	45
4.8.	Diseño completamente aleatorizado para el factor a, factores b y c son parcelas divididas en a.	45
4.8.1.	Planteamiento del problema.	45
4.8.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	45
4.8.3.	Tabla de ANOVA teórica.	46
4.8.4.	Tabla de resultados.	47
4.8.5.	Interpretación de resultados.	48
4.9.	Diseño completamente aleatorizado de los factores a y b, factor c es el de parcela dividida en a y b.	49
4.9.1.	Planteamiento del problema.	49
4.9.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico	49
4.9.3.	Tabla de ANOVA teórica.	49
4.9.4.	Tabla de resultados.	50
4.9.5.	Interpretación de resultados.	51
4.10.	Tres factores en bloques completos al azar.	51
4.10.1.	Planteamiento del problema.	51
4.10.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	52
4.10.3.	Tabla de ANOVA teórica.	52
4.10.4.	Tabla de resultados.	53

4.10.5.	Interpretación de resultados.	54
4.11.	Diseño de bloques completos al azar para el factor a, con los factores b y c, tal como parcelas divididas en a.	54
4.11.1.	Planteamiento del problema.	55
4.11.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	55
4.11.3.	Tabla de ANOVA teórica.	55
4.11.4.	Tabla de resultados.	56
4.11.5.	Interpretación de resultados.	57
4.12.	Diseño de bloques completos al azar de los factores a y b con el factor c como una parcela dividida en a y b.	58
4.12.1.	Planteamiento del problema.	58
4.12.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	58
4.12.3.	Tabla de ANOVA teórica.	58
4.12.4.	Tabla de resultados.	59
4.12.5.	Interpretación de resultados.	60
4.13.	Parcelas sub divididas en bloques completos al azar.	61
4.13.1.	Planteamiento del problema.	61
4.13.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	61
4.13.3.	Tabla de ANOVA teórica.	61
4.13.4.	Tabla de resultados.	62
4.13.5.	Interpretación de resultados.	63
4.14.	Franjas sub divididas en bloques completos al azar.	64
4.14.1.	Planteamiento del problema.	64
4.14.2.	Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.	64
4.14.3.	Tabla de ANOVA teórica.	64
4.14.4.	Tabla de resultados.	65
4.14.5.	Interpretación de resultados.	67
4.15	Resumen de los resultados	67
5	CONCLUSIONES.	68
6	RESÚMEN.	70
7	SUMARY	71
8	LITERATURA CITADA.	72
9	ANEXOS.	77

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura		Página
1	FIT MODEL BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	27
2	FIT MODEL DOS FACTORES COMPLETAMENTE ALEATORIZADO.	30
3	FIT MODEL BLOQUES AL AZAR.	32
4	FIT MODEL PARCELAS DIVIDIDA COMPLETAMENTE AL AZAR.	35
5	FIT MODEL PARCELAS DIVIDIDA EN BLOQUE COMPLETOS AL AZAR.	38
6	FIT MODEL FRANJAS DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	41
7	FIT MODEL COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS TRES FACTORES.	44
8	FIT MODEL COMPLETAMENTE ALEATORIZADO PARA EL FACTOR A, FACTORES B Y C SON PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	48
9	FIT MODEL COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS FACTORES A Y B, FACTOR C ES EL DE PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	51
10	FIT MODEL TRES FACTORES EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	54
11	FIT MODEL BLOQUES COMPLETOS AL AZAR PARA EL FACTOR A, CON LOS FACTORES B Y C, TAL COMO PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	57
12	FIT MODEL BLOQUES COMPLETOS AL AZAR DE LOS FACTORES A Y B CON EL FACTOR C COMO UNA PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	60
13	FIT MODEL PARCELAS SUB DIVIDIDAS EN BLOQUE COMPLETOS AL AZAR.	63
14	FIT MODEL FRANJAS SUB DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	66

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro		Página
1	RESUMEN DE LOS DIFERENTES DISEÑOS DE TRATAMIENTOS.	17
2	ANÁLISIS DE VARIANZA PARA EL MODELO $Y_i = \mu + E_i$. $H_0: \mu = \mu_0$ VS $H_A: \mu \neq \mu_0$.	22
3	ANÁLISIS DE VARIANZA PARA EL MODELO $Y_i = M + E_i$. $H_0: M = 0$ VS $H_A: M \neq 0$.	22
4	TABLA DE ANOVA TEÓRICA BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	26
5	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	26
6	PRUEBAS DE EFECTOS BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	27
7	TABLA DE ANOVA TEÓRICA DOS FACTORES COMPLETAMENTE ALEATORIZADO.	29
8	TABLA DE ANOVA MSTAT-C DOS FACTORES COMPLETAMENTE ALEATORIZADO.	29
9	PRUEBAS DE EFECTOS DOS FACTORES COMPLETAMENTE ALEATORIZADO.	30
10	TABLA DE ANOVA TEÓRICA BLOQUE AL AZAR.	31
11	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES AL AZAR.	32
12	PRUEBAS DE EFECTOS DOS BLOQUES AL AZAR.	33
13	TABLA DE ANOVA TEÓRICA PARCELAS DIVIDIDA COMPLETAMENTE AL AZAR.	34
14	TABLA DE ANOVA MSTAT-C PARCELAS DIVIDIDA COMPLETAMENTE AL AZAR.	35
15	PRUEBAS DE EFECTOS PARCELAS DIVIDIDA COMPLETAMENTE AL AZAR.	36
16	TABLA DE ANOVA TEÓRICA PARCELAS DIVIDIDA EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	37
17	TABLA DE ANOVA MSTAT-C PARCELAS DIVIDIDA EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	38
18	PRUEBAS DE EFECTOS PARCELAS DIVIDIDA EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	39
19	TABLA DE ANOVA TEÓRICA FRANJAS DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	40
20	TABLA DE ANOVA MSTAT-C FRANJAS DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	41

21	PRUEBAS DE EFECTOS FRANJAS DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	42
22	TABLA DE ANOVA TEÓRICA DISEÑO COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS TRES FACTORES.	43
23	TABLA DE ANOVA MSTAT-C COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS TRES FACTORES.	44
24	PRUEBAS DE EFECTOS COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS TRES FACTORES.	45
25	TABLA DE ANOVA TEÓRICA DISEÑO COMPLETAMENTE ALEATORIZADO PARA EL FACTOR A, FACTORES B Y C SON PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	46
26	TABLA DE ANOVA MSTAT-C COMPLETAMENTE ALEATORIZADO PARA EL FACTOR A, FACTORES B Y C SON PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	47
27	PRUEBAS DE EFECTOS COMPLETAMENTE ALEATORIZADO PARA EL FACTOR A, FACTORES B Y C SON PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	48
28	TABLA DE ANOVA TEÓRICA COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS FACTORES A Y B, FACTOR C ES EL DE PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	50
29	TABLA DE ANOVA MSTAT-C COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS FACTORES A Y B, FACTOR C ES EL DE PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	50
30	PRUEBAS DE EFECTOS COMPLETAMENTE ALEATORIZADO DE LOS FACTORES A Y B, FACTOR C ES EL DE PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	51
31	TABLA DE ANOVA TEÓRICA TRES FACTORES EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	52
32	TABLA DE ANOVA MSTAT-C TRES FACTORES EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	53
33	PRUEBAS DE EFECTOS TRES FACTORES EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR	54
34	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES COMPLETOS AL AZAR PARA EL FACTOR A, CON LOS FACTORES B Y C, TAL COMO PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	55
35	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES COMPLETOS AL AZAR PARA EL FACTOR A, CON LOS FACTORES B Y C, TAL COMO PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	56
36	PRUEBAS DE EFECTOS BLOQUES COMPLETOS AL AZAR PARA EL FACTOR A, CON LOS FACTORES B Y C, TAL COMO PARCELAS DIVIDIDAS EN A.	57

37	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES COMPLETOS AL AZAR DE LOS FACTORES A Y B CON EL FACTOR C COMO UNA PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	59
38	TABLA DE ANOVA MSTAT-C BLOQUES COMPLETOS AL AZAR DE LOS FACTORES A Y B CON EL FACTOR C COMO UNA PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	59
39	PRUEBAS DE EFECTOS BLOQUES COMPLETOS AL AZAR DE LOS FACTORES A Y B CON EL FACTOR C COMO UNA PARCELA DIVIDIDA EN A Y B.	60
40	TABLA DE ANOVA MSTAT-C PARCELAS SUBDIVIDIDAS EN BLOQUE COMPLETO AL AZAR.	62
41	TABLA DE ANOVA MSTAT-C PARCELAS SUBDIVIDIDAS EN BLOQUE COMPLETO AL AZAR.	62
42	PRUEBAS DE EFECTOS PARCELAS SUBDIVIDIDAS EN BLOQUE COMPLETO AL AZAR.	63
43	TABLA DE ANOVA MSTAT-C FRANJAS SUB DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	65
44	TABLA DE ANOVA MSTAT-C FRANJAS SUB DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	65
45	PRUEBAS DE EFECTOS FRANJAS SUB DIVIDIDAS EN BLOQUES COMPLETOS AL AZAR.	66
46	CUADRO COMPARATIVO JMP V/S STAT-C	67

ÍNDICE DE FORMULAS

Formula	Página
1 Fórmula Modelo Lineal General.	19

1. INTRODUCCIÓN.

En la investigación científica, es común que se formulen hipótesis para luego verificarlas o rechazarlas directamente, por sus consecuencias. Tal proceso requiere de la colección de observaciones, a través de un patrón bien definido, el cual constituye el diseño de un experimento. Se pueden distinguir dos tipos de experimentos en la investigación científica: los experimentos absolutos y los comparativos. El primer tipo de experimentos considera la determinación de un valor específico. Los experimentos comparativos, permiten la comparación de dos o más tratamientos, al medir su efecto sobre una determinada característica de la población.

De acuerdo con Cramer (1960), la estadística tiene tres funciones fundamentales en el método científico: descripción, análisis y predicción. Por descripción se entiende, el proceso de reducir una masa de observaciones procedentes de un fenómeno aleatorio, a un conjunto tan pequeño de valores, como sea posible. El análisis de la información, se refiere a ciertas funciones de las observaciones, denominadas estadísticos, que permiten describir en forma compacta a una población, si se cuenta exclusivamente con información a partir de una muestra. Se incluyen también en el análisis, el establecimiento de criterios de prueba de las hipótesis planteadas por el investigador. La tercera función de la estadística en el método científico, es la predicción, la cual es propiamente, el objetivo principal de la aplicación del método científico al estudio de un fenómeno.

Los tres principios básicos del diseño experimental son la aleatorización, la realización de réplicas y la formación de bloques. Por aleatorización se entiende que tanto la asignación del material experimental como el orden en que se realizarán las corridas o ensayos individuales del experimento se determinan al azar. La realización de réplicas o repetición del experimento

básico, permite al experimentador obtener una estimación del error experimental y obtener una estimación precisa sobre el efecto de un factor en el experimento. La formación de bloques es una técnica de diseño que se utiliza para mejorar la precisión de las comparaciones que se hacen entre los factores de interés.

La investigación en las ciencias agrónoma a favorecido un gran desarrollo de los métodos analíticos en investigación, especialmente dado por la particularidad de que los materiales biológicos estudiado por el hecho de permitir un alto grado de intervención, potenciaron la investigación de connotación experimental con factores controlados, en particular los ensayos agronómicos favorecieron el aprendizaje y desarrollo de grandes escuelas de aplicaciones de la estadística y diseños experimentales además con el avance de la informática en los programas computacionales específicos de escuelas de agronomía , se ha podido sistematizar estos métodos, lo que ha implicado incorporar un nuevo conocimientos sobre la estructura y procesamiento de datos complementarios a los anteriores conocimientos de análisis e interpretación tradicionales como es el caso de la herramienta estadística Mstat- C, desarrollado por el Departamento de Ciencias de Cultivos y Suelos de la universidad Estatal de Michigan de los Estados Unidos a cargo por el Dr. Russel Freed profesor de este departamento. Donde estas herramientas se difundieron y apoyaron el desarrollo de un gran número de profesionales agrónomos en el mundo.

Debido estas implicancias el presente estudio se plantea las siguientes hipótesis de trabajo:

No existen diferencias estadísticamente significativas entre las varianzas de los errores experimentales residuales globales del análisis de varianza del diseño experimental de un factor de los programas MSTAT-C versión 3 y JMP versión 8.

No existen diferencias estadísticamente significativas entre las varianzas de los errores experimentales residuales globales del análisis de varianza de los diseños experimentales de dos factores de los programas MSTAT-C versión 3 y JMP versión 8.

No existen diferencias estadísticamente significativas entre las varianzas de los errores experimentales residuales globales del análisis de varianza de los diseños experimentales de tres factores de los programas MSTAT-C versión 3 y JMP versión 8.

Por lo señalado anteriormente, el objetivo general de este trabajo es: Sistematizar en dos programas computacionales estadísticos operados mediante interfaces de opciones que no requieren de programación de lenguajes de sintaxis, uno gratuito denominado MSTAT-C versión 3.0 y uno comercial denominado JMP versión 8, el desarrollo completo de los procedimientos computacionales correspondientes a los diseños experimentales aplicados con frecuencia en las ciencias agropecuarias, abarcando desde la tabulación de los datos hasta los análisis de varianza de los mismos.

De acuerdo al objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos:

Aplicar el análisis de varianza de los diseños experimentales en el programa computacional gratuito de análisis estadístico MSTAT-C versión 3 para obtener valores de resultados para emplearlos como valores de referencia.

Aplicar el análisis de varianza de los diseños experimentales en el programa JMP versión 8.0 para obtener valores de resultados para emplearlos como valores de comparación.

Realizar la comparación del error experimental residual de los modelos de análisis de varianza de los diseños experimentales obtenidos mediante los programas computacionales de análisis estadísticos MSTAT-C versión 3 y JMP versión 8.

2. REVISIÓN BIBLIGRÁFICA

2.1 Tipos de razonamientos.

Según Little y Hills (1989), en primer lugar existe el tipo de problema en el cual se nos da algún principio o conjunto de principios generales y se nos pide que determinemos qué sucederá bajo un conjunto específico de condiciones. El tipo de razonamiento empleado, de lo general a lo particular, recibe el nombre de **razonamiento deductivo**.

En cambio el **método inductivo** es una aproximación a la realidad en la cual el investigador establece una serie de argumentos que van de aspectos particulares a las generalizaciones, se sustenta en la compilación de evidencia empírica (Ávila, 2006).

2.2 Principios del diseño de experimentos

El diseñar estadísticamente un experimento, corresponde a una prueba o una serie de pruebas, en búsqueda de caracterizar variables explicativas o factores X_i de mayor influencia en un ensayo de interés, evaluado a través de varias variables respuesta tal que, si deliberada o sistemáticamente se introducen cambios controlados en algunas de las variables explicativas del proceso, siempre sea posible observar o cuantificar los cambios que éstos generan en las variables respuesta buscando adicionalmente, minimizar el efecto de las variables no controlables (covariables), procurando con ello estabilizar y minimizar la variabilidad de las respuestas (Avila, 2006).

El diseño experimental que propone Avila (2006), debe cumplir las siguientes fases:

Caracterización de un proceso. La determinación de los rangos de los factores controlables de mayor influencia en las variables respuesta que minimizan el efecto de las variables no

controlables (factores o covariables); Depuración y optimización de un proceso ya caracterizado. Se hallan los niveles de los factores estudiados que proporcionan la respuesta óptima a la solución del proceso caracterizado en la fase anterior.

2.2.1 Características del método científico. El método científico se define como una aplicación de la lógica y la objetividad para el entendimiento de los fenómenos naturales. Es fundamental el estudio de lo que ya se comprende; a partir de esto se formulan las hipótesis, poniéndolas a prueba partiendo por lo general de situaciones experimentales, siendo esto clave de todo el proceso ya que cualquier inquietud donde sus respuestas no pueden obtenerse a partir de la investigación no puede aceptarse como parte del método científico (Little y Hills, 1998).

El método científico es de naturaleza circulante. De acuerdo con Kempthorne (1952), la primera etapa es la observación fenómeno en estudio, donde se colectan elementos básicos en términos abstractos para establecer bases lógicas de una teoría, siendo ésta la segunda etapa del método. En la tercera etapa, se lleva a cabo el desarrollo propiamente dicho de esta teoría, de tal forma que en la cuarta etapa se puede llegar a la predicción de eventos futuros. Finalizando este ciclo, el proceso vuelve a repetirse, buscando siempre una mayor precisión en la etapa de la predicción.

En este sentido, la estadística juega un papel importante en la fundamentación del método científico, donde de acuerdo con Cramer (1960), tiene tres funciones fundamentales que son la descripción, el análisis y la predicción.

Se deben destacar dos aspectos esenciales en el método científico que implican una naturaleza interactiva para la experimentación práctica, tales como la realización de un examen crítico de resultados experimentales previos basados en el conocimiento corriente, con el fin de formular nuevas hipótesis para ser probadas por medio de la experimentación, y el diseño de

experimentos recomendados por el estudio experimental del problema con el propósito de proveer mayor información para posibles soluciones (Avila, 2006).

Según Box (1957) ha establecido cuatro etapas básicas, estas son las conjeturas, donde las investigaciones experimentales de resultados iniciales son tenidas en cuenta para plantear nuevas hipótesis a ser probadas, el diseño del experimento donde algunas formas para probar una nueva hipótesis son desarrolladas, el desarrollo del experimento y el análisis, donde los datos experimentales son cuidadosamente examinados para determinar que evidencia tienen en relación con la hipótesis de estudio, alcanzado la última etapa, el ciclo comienza nuevamente con la formulación de nuevas hipótesis, donde conceptos originales son modificados y un mejor entendimiento del problema y sus posibles soluciones lentamente van evolucionando.

El propósito del análisis es proveer una explicación razonable a la evidencia experimental, para determinar cuáles hipótesis están en contradicción con la evidencia, para proveer estimaciones de parámetros poblacionales, para indicar el nivel de confianza que puede asignarse a cualquier conclusión alcanzada y estimular el proceso de conjetura por parte del experimentador. Esto no podrá ser realizado a menos que un diseño de experimentos válido haya sido usado (Avila, 2006).

2.2.2 Tipos de experimentos Las relaciones causales entre variables pueden establecerse con una metodología **experimental** o **no experimental**. La primera se desarrolla en las ciencias físicas o químicas, puesto que existe un conocimiento de los fenómenos que permite demostrar que toda variación en la variable causa produce un cambio en la variable efecto y cuando no existe la experimentación y de lo único que se dispone es de información estadística desarrollamos estudios **no experimentales**, en el cual las relaciones causales se inducen a partir de las relaciones estadísticas observadas entre las variables, y la variación entre variables se mide, como es sabido, con la covarianza o la correlación (Mateos, 2009).

Anscombe (1947) clasificó los experimentos en dos tipos: Experimento absoluto cuyo el interés principal es la estimación y las propiedades físicas de la población a ser estudiada. Estas se esperan que sean constantes, de acá el término absoluto. Aquí el propósito es incrementar el conocimiento científico. En estos experimentos un factor singular es estudiado frecuentemente para examinar un número reducido de tratamientos posibles o niveles de un factor.

El segundo tipo es el experimento comparativo. Frecuentemente cuando se estudia un grupo de tratamientos, los resultados absolutos varían erráticamente mientras que los resultados relativos permanecen razonablemente estables. En tales situaciones es posible establecer, que en circunstancias similares se espera que ciertos tratamientos sean sustancialmente mejores que otros, aunque los resultados de un solo tratamiento no pueden ser establecidos exactamente. En tales campos de la experimentación, los experimentos tienden a ser comparativos y tienen un interés secundario dado por los resultados absolutos.

Brownlee (1957) clasifica estos experimentos como ciencias aplicadas. Los experimentos comparativos son básicamente experimentos en los cuales los tratamientos se comparan por sus efectos medios sobre una variable respuesta con el objeto principal de determinar cuál de ellos es “mejor” en algún sentido. La principal característica de este tipo de experimentación es que todos los tratamientos de interés están incluidos en el experimento. Es insuficiente solamente establecer en forma simple “comparar estos tratamientos”. Esta especificación define la población a la cual las conclusiones serán aplicadas, determina los factores, tratamientos y sus niveles, especifica las variables respuesta a ser medidas y establece las diferencias críticas a ser detectadas. Sin estas especificaciones, ningún experimento podrá ser diseñado adecuadamente (Avila, 2006).

Como lo fundamental en la decisión sobre las hipótesis son los experimentos planeados, es necesario que se tenga en cuenta que al finalizar el experimento las conclusiones se formulan sobre un número preestablecido de tratamientos, el modelo se llama modelo de efectos fijos y en este caso la inferencia se hace sobre los efectos medios de los tratamientos. Si los tratamientos del experimento son una muestra aleatoria de una población de tratamientos, es decir, las

conclusiones se formulan sobre un número mayor de tratamientos a los usados en el experimento, el modelo se llama modelo de efectos aleatorios y en este caso la inferencia se hace sobre las varianzas de los tratamientos. Si en la conducción del experimento se combinan los modelos anteriores el modelo se denomina modelo de efectos mixtos (Avila, 2006).

2.2.3 Unidades experimentales y muestrales. Avila(2006) propone que la unidad experimental (U.E) son los elementos sobre los cuales se hacen las mediciones y a los cuales un tratamiento puede ser asignado independientemente se denomina unidad experimental (UE) y al conjunto de unidades experimentales se les denomina material experimental. Cada unidad experimental contiene una o más unidades muestrales en las cuales las condiciones experimentales planeadas previamente se realizan, las unidades experimentales deben estar en capacidad de recibir diferentes tratamientos, la conducción del experimento existen dos grupos de variables.

Las variables respuestas que proporcionan las mediciones del experimento, las cuales varían debido a la diversidad presente entre las unidades experimentales y las variables explicativas que incluyen en las respuestas y que se denominan factores. Entre estos existen los denominados factores de clasificación que según sus valores definen los niveles de clasificación sobre los cuales se hace la inferencia. Por su naturaleza las unidades muestrales de la misma unidad experimental deben recibir el mismo tratamiento, consecuentemente la asignación del tratamiento a estas unidades muestrales no es independiente (Avila, 2006).

Esta distinción es importante dado que para hacer inferencia sobre los efectos del tratamiento, se requiere tener un conocimiento de la estimación de la variabilidad inherente al material experimental, esta variabilidad es conocida como el error experimental. Esta estimación es dada por la variación entre unidades idénticamente tratadas las cuales inicialmente pudieron haber sido tratadas de manera distinta. Solo la unidad experimental considerada como un todo satisface este requisito. La variación entre las unidades experimentales provee una estimación del error experimental. En general, la variación entre unidades muestrales dentro de las unidades

experimentales es un valor muy pequeño al calcular los errores de estimación de los efectos del tratamiento (Avila, 2006).

2.2.4 Fuentes de variación. Según Avila (2006), Los tratamientos se asignan a las unidades experimentales para determinar si tienen un efecto sobre la respuesta de interés. Cualquier efecto podrá resultar en diferencias sistemáticas de respuesta entre unidades experimentales. Sería obvio que para detectar estas diferencias, las unidades experimentales deberán ser lo más homogéneas posibles; esto es, que la variación entre unidades experimentales uniformemente tratadas va a ser menor en relación con las diferencias de tratamiento. Si esto no ocurre, la variación de las unidades experimentales pueden resultar en un “fracaso” para encontrar diferencias de tratamientos; los cuales van a ser importantes para la investigación.

Desafortunadamente, las unidades experimentales generalmente no serían homogéneas porque, ellas poseen diferentes propiedades físicas inherentes para una o más características. Frecuentemente detrás del control del experimentador, estos factores inherentes causan diferencias sistemáticas entre las unidades experimentales creando fuentes de variación no deseadas. Estas fuentes son de escaso interés práctico y no están relacionadas con el estudio. Por esta razón, se conocen como “fuentes extrañas de variación”. No es necesariamente cierta que todas estas fuentes de variación sean conocidas por el experimentador. Sabemos que estos factores pueden ser usados para clásica las unidades experimentales en subgrupos más homogéneos, aunque también son conocidos como factores de clasificación, hasta tanto ellos sean de interés para el experimentador. Mientras el error experimental es una variación aleatoria, no toda variación aleatoria es error experimental.

Ávila (2006) expone, que la variación entre unidades muestrales dentro de las unidades experimentales es también una variación aleatoria, pero, no debe dársele mucho valor al juzgar los efectos de los tratamientos. Los tratamientos son parte de la estructura de la unidad experimental y hay una diferencia básica entre la clasificación y los factores de tratamiento. Los factores de clasificación son propiedades inherentes a la unidad experimental y solo raramente

pueden ser cambiados por el experimentador, cada combinación específica de niveles de factores se denomina tratamiento. El concepto de tratamiento implica que cualquier unidad experimental está en capacidad de recibir cualquier tratamiento y la asignación de tratamientos a la unidad experimental esta bajo el control del experimentador.

2.2.5 Control de la variación del no tratamiento. Para hacer valida la comparación entre tratamientos, se deben separar los efectos de fuentes extrañas de variación de los efectos de tratamientos y de la estimación del error experimental. Si esto no se puede hacer, se obtendrán estimaciones sesgadas tanto de las diferencias de tratamientos como del error experimental.

Lo que se necesita son métodos a través de los cuales la variación debida a fuentes distintas a los tratamientos sea controlada, de tal forma que los efectos de tratamiento puedan ser estimados en forma segura y adecuada. Los métodos que hacen esta distinción, están referenciados en forma conjunta como control del error (Ávila, 2006).

El objetivo principal de estos métodos, es obtener un estimador **insesgado** del error experimental resultante de mejorar la precisión asociada con la estimación de diferencias de tratamiento. Estos métodos pueden ser técnicos (experimentales) o estadísticos.

2.2.6 Replicación. Avila (2006) lo define como el proceso de repetir en condiciones similares el experimento para cada tratamiento se denomina replicación. Cuando el número de replications es igual para todos los tratamientos el diseño se denomina **balanceado**, en caso contrario se dice que es desbalanceado. Un número adecuado de replications permite al experimentador obtener una estimación del error experimental.

La comparación entre diseños balanceados y desbalanceados corresponde a que:

En los diseños equilibrados: el promedio marginales utilizados para probar los efectos principales, Cada media es ponderada por igual porque los tamaños de muestra son iguales, SS de los efectos se suman al total de modelo y mínimos cuadrados iguales "en bruto" significa

Cuando los diseños no están equilibradas: necesidad de decidir si se debe usar medias no ponderadas, a pesar de las diferencias de tamaño de la muestra, SS de los efectos no se suman, medias de cuadrados mínimos no significa grupo de iguales, problemas de estimación de errores estándar y dos anteriores efectos se vuelven mucho más importantes con el aumento de desequilibrio.

La replicación es la asignación del mismo tratamiento a más unidades experimentales, o sea que hace referencia al número de unidades experimentales de cada tratamiento, no al número de observaciones. El propósito de la réplica es proveer una estimación del error experimental. Se obtiene de comparar unidades experimentales tratadas igual pero que antes del experimento tenían la oportunidad de ser tratadas de manera diferente. Las múltiples mediciones tomadas en una unidad experimental no satisfacen esta definición, dado que esto no es replicación; las **repeticiones** reducen la variación asociada con mediciones y/o errores muestrales, pero no proveen ninguna información relacionada con los errores experimentales.

Además de proveer una estimación de error experimental, las repeticiones aportan la precisión del experimento al reducir el error estándar asociado con la comparación de tratamientos. Esto se desprende del hecho que la varianza de la media disminuye inversamente proporcional a la raíz cuadrada del número de replicas. Esto provee una forma para controlar el tamaño de la varianza del error.

A pesar de que el incremento en el número de repeticiones da precisión a las estimaciones, éstas no se pueden incrementar indefinidamente. Un punto para su disminución se alcanza cuando el incremento en los costos de la experimentación no es compensado con una reducción en la varianza. Cuando el número de replicas se torna demasiado grande, y las diferencias entre

tratamientos detectadas son demasiado pequeñas, la importancia práctica que resulta es una pérdida de recursos valiosos.

Las replicaciones también proveen formas para incrementar el rango de las condiciones estudiadas en el experimento. No hay requisitos para que las replicaciones sean adyacentes en tiempo o espacio, dado que cuando se usan conjuntamente con el control local se puede investigar un mejor rango de condiciones experimentadas.

2.2.7. Aleatorización. La aleatorización es fundamental para que el diseño de un experimento sea válido. Es el procedimiento que permite que cada unidad experimental tenga iguales condiciones para recibir cualquier tratamiento.

Esto no significa que el experimentador podría escribir como quiera la identificación de tratamientos (nombres o símbolos) en el orden que se le ocurra. La aleatorización es un proceso físico que asegura que cada tratamiento tenga igual probabilidad de ser asignado a cualquier unidad experimental. Este es el punto en el cual, el procedimiento experimental con las leyes de azar son explícitamente introducidas.

De acuerdo con Brownlee (1957) una de las principales contribuciones que el estadístico puede hacer es insistir en la aleatorización del experimento.

La aleatorización es necesaria ya que provee las bases para obtener un test válido de significancia al destruir cualquier sistema de correlación que pueda existir entre las unidades experimentales. Un supuesto válido que resalta el análisis de varianza es que los errores experimentales son independientes. Es bien sabido que los errores asociados con las unidades experimentales adyacentes en tiempo y/o espacio están correlacionados. Una correlación positiva entre las unidades experimentales va a tener una mayor varianza del tratamiento que si las observaciones fueran independientes. Consecuentemente la probabilidad del error tipo I será mayor que el valor preestablecido.

Con una correlación negativa, los efectos son opuestos a aquellos con una correlación positiva. Con la asignación de tratamientos al azar con las unidades experimentales, posiblemente sujetas a las restricciones, el efecto de la correlación se disminuye entre las unidades experimentales. La aleatorización no hace que los errores sean independientes pero asegura que, en promedio, las correlaciones sean cero. Como resultado, los datos pueden ser analizados si el supuesto de independencia de los errores es verdadero.

Una segunda función de la aleatorización es la de proveer medios para evitar sesgos en la estimación del error experimental y los efectos de tratamiento. La estimación del error experimental se obtiene comparando las unidades experimentales tratadas de manera similar. Para que esta estimación sea válida, es necesario garantizar que las unidades experimentales tratadas de manera similar no sean diferenciables de manera relevante de las unidades experimentales tratadas de manera distinta. La forma de asegurar que la estimación del error sea válida se obtiene realizando una asignación aleatoria de los tratamientos.

La aleatorización también provee estimaciones insesgadas de los efectos de tratamiento al controlar los efectos de fuentes de variación desconocidas. Esto provee la seguridad de haber asignado adecuadamente estas fuentes de variación, las cuales deben ceñirse a normas donde el experimentador no tiene ni el tiempo ni el conocimiento para investigar, pero que de otra forma, podrían conducir a conclusiones erradas. Esta es la única forma de asegurar que la comparación entre tratamientos no sean sesgadas por un tratamiento que fue asignado de manera premeditada, para hacer “mejores” o “peores” algunas unidades experimentales. La aleatorización romperá cualquier patrón asociado con factores desconocidos de tal forma que ningún tratamiento será favorecido frente a los demás. La aleatorización nunca elimina la variación causada por factores extraños desconocidos, pero distribuye sus efectos en promedio, equitativamente sobre todos esos factores extraños.

2.2.8. Clasificación de los diseños. El diseño de un experimento depende solamente de los supuestos relacionados con las propiedades de las unidades experimentales; esencialmente tales

características, determinan las restricciones que deben ser colocadas al aleatorizar los tratamientos a las unidades experimentales, las cuales a su vez determinan el tipo de diseño experimental, los cuales pueden ser clasificados como: sistemáticos y al azar.

Los diseños sistemáticos poseen un patrón regular para la asignación de tratamientos a las unidades experimentales. Las razones dadas para usar un diseño sistemático frecuentemente son:

- i. Simplicidad, siendo extremadamente sencillo de aplicar.
- ii. Provee muestreo adecuado del material experimental.
- iii. Lleva a “colocaciones inteligentes” u ordenamiento natural de los tratamientos, por ejemplo, las variedades pueden ser ordenadas en orden de madurez.
- iv. La aleatorización no es necesaria, dada que la heterogeneidad de las unidades experimentales por si solas aleatorizan los efectos de tratamientos.

Las desventajas de los diseños sistemáticos son:

- i. El arreglo de los tratamientos, puede combinarse con un patrón en variaciones no controladas que producen errores sistemáticos en la estimación de los efectos de los tratamientos.

Al seleccionar un diseño, se deberá elegir el más simple posible que satisfaga los requisitos del experimento elegido. Si ningún diseño conocido está disponible para el análisis, este deberá ser construido. Hay investigadores que piensan que la elección del diseño y/o tratamientos experimentales deberán ser limitados para aquellos que aparecen publicados en la literatura especializada, de esta forma se fuerza innecesariamente al experimentador a modificar el experimento y ajustarlo al diseño conocido. Aún cuando un diseño estándar haya sido usado para determinar si los objetivos del experimento han sido logrados, siempre se hace necesario la verificación y su análisis estadístico.

2.2.9. Estrategia de diseño. La estrategia experimental depende del tiempo para realizar el experimento, el costo de la experimentación y la cantidad de variación en el material experimental.

El hecho de que no haya una única estrategia de experimentación, puede ser ilustrada por la comparación entre los experimentos agrícolas y los industriales. En general, los experimentos agrícolas:

a) requieren un tiempo más largo, frecuentemente meses, y en algunos casos se extienden hasta años, cuando se relacionan con cultivos perennes.

b), por ejemplo. Usualmente presentan una mayor variabilidad entre las unidades experimentales. Es casi imposible alterar o modificar estos experimentos una vez han comenzado. Consecuentemente, el campo de la experimentación agrícola debe estar auto-contenido, y así frecuentemente involucran diseños más amplios, comprensivos y complejos, de tal manera se puede obtener mucha información de cada experimento.

Por el otro lado, la mayoría de experimentos industriales satisfacen que: (a) la capacidad para realizar experimentos pueden ser muy rápidos, el tiempo de intervalo puede ser solo uno o unos pocos días inclusive horas, y (b) la variación natural entre las unidades experimentales es generalmente muy pequeña.

Más aún la mayoría de la experimentación se hace secuencialmente, dado que los resultados están disponibles para su análisis antes de terminar el experimento. Como resultado, hay una gran flexibilidad. Como cada observación o grupo de observaciones están disponibles, la situación puede ser revisada antes de comenzar un próximo grupo de ensayos. Con base en los resultados, una decisión como “que hacer luego” permite hacer ajustes respectivos en el diseño de experimentos. Consecuentemente, se puede usar secuencias de experimentos más pequeños, y simples, esta es una ventaja.

2.2.9.1. Diseño de tratamientos. Los tratamientos son seleccionados según alguna estructura, en particular una estructura factorial, la cual se refiere al diseño de los tratamientos. Estos se seleccionan de acuerdo a las metas ó intereses de la investigación, el material experimental y los factores disponibles. La escogencia de los tratamientos estará enmarcada dentro de un apropiado diseño que controle el error. Dentro de la estructura factorial de tratamientos se conocen dos clases. Las estructuras factoriales simétricas y las estructuras factoriales asimétricas.

Cuando se desea reducir el tamaño del experimento considerado por motivos muchas veces de tiempo y costos, se trabaja con un diseño de tratamientos factorial fraccionado. De acuerdo con Hinkelmann y Kempthorne (1994), los anteriores resultados se pueden resumir en el cuadro 1.

Tipo de factorial	Num. de factores	Num. de niveles	Num. de tratamiento
Simétrico	K	S	S^k
Asimétrico	$k_1 + k_2 + \dots + k_m$	$s_1 + s_2 + \dots + s_m$	$\prod_{j=1}^m s_j^{k_j}$
Fracción (Simétrica)	K	S	S^{k-p}
Fracción (Asimétrico)	$k_1 + k_2 + \dots + k_m$	$s_1 + s_2 + \dots + s_m$	$\prod_{j=1}^m s_j^{k_j-p_j}$

Cuadro 1, Resumen de los diferentes diseños de tratamientos.

2.2.9.2. Diseño de muestreo. Según Hinkelmann y Kempthorne (1994) lo más importante de un diseño de control del error con submuestreo es la separación del error experimental y el error observacional (o de muestreo), o más precisamente, la separación de la varianza del error experimental y el observacional.

La noción de **submuestreo** puede obviamente ser extendida a más de un nivel, por ejemplo, para cada unidad experimental se puede tener algunas unidades muestrales y luego para cada unidad muestral se pueden tener algunas unidades observacionales.

2.3. Modelo lineal

2.3.1. Modelo lineal. Es un modelo matemático en donde la relación principal entre los términos que lo componen se da básicamente mediante sumas y restas (Verduzco, 2009).

2.3.2. Modelo no lineal. Es un modelo matemático en donde la relación principal entre los términos que lo componen se da básicamente mediante multiplicaciones, divisiones y potencias.

Los modelos matemáticos empleados para representar algunos métodos estadísticos (como en los diseños experimentales) son modelos estadísticos de tipo lineal, ya que la relación principal entre los términos que lo componen se da mediante sumas y restas (Verduzco, 2009).

2.3.3. Error experimental. Según Avila (2006), para unidades experimentales que han recibido el mismo tratamiento, constituye las diferencias que se presentan entre cada uno de los valores obtenidos en la variable respuesta y la media del tratamiento. Estas diferencias son de naturaleza aleatoria y se desconocen las causas que las originan. Es un error estadístico, lo que significa que es un producto de una variación incontrolable y generalmente inevitable.

Normalmente, sólo una pequeña parte del error experimental puede ser atribuido a errores en la medición. Efectos importantes pueden quedar ocultos total o parcialmente por el error experimental y a la inversa, a causa del error experimental el investigador puede equivocarse y creer en la influencia de efectos que no existen (Verduzco, 2009).

En el modelo lineal, el error experimental es representado mediante el término de error aleatorio, ya que ambos términos, en el desarrollo de los siguientes temas, serán equivalentes. Es importante hacer notar que todos los valores que se obtengan para una variable respuesta serán determinados en parte por el término de error aleatorio; no es posible que los datos experimentales se sustraigan del efecto del término de error aleatorio (error experimental). La importancia principal de este término se da cuando se supone un valor tal que determina en mayor medida la magnitud de la variable respuesta, ya que así no será posible detectar diferencias entre tratamientos. Se espera que el valor del término de error deba ser muy semejante para cada uno de los datos de la variable respuesta en el experimento, por lo que se supone que tienen una distribución Normal con media cero y varianza σ^2 , y son independientes entre sí, es decir, $e_{ij} \sim NI(0, \sigma^2)$ (Verduzco, 2009).

2.3.4. Modelo lineal general. Verduzco (2009) propone, que el modelo lineal general para los diseños experimentales puede ser escrito como muestra la siguiente fórmula:

$$Y_{ij} = \mu + \omega_i + e_{ij}$$

Donde,

Y_{ij} = Valor de la variable respuesta.

μ = Efecto medio general

ω_i = Efectos a considerar en el diseño experimental.

e_{ij} = Término del error aleatorio.

Fórmula 1, Modelo lineal general.

Los subíndices para la variable respuesta (Y) y el término del error aleatorio (e) dependerán del número de efectos a considerar en el diseño experimental (ω) y del número de repeticiones.

2.3.5. Sumas de cuadrados. En esta sección se lleva a cabo el desarrollo de cada una de las sumas de cuadrados presentadas siguiendo la lógica del procedimiento GLM del paquete estadístico SAS (2001).

El procedimiento GLM, genera la base de las funciones estimables usando cada fila no nula linealmente independiente de $(X^tX) - (X^tX)$ para representar L , la forma general de las funciones estimables involucra todos los parámetros del modelo y a cada fila no nula, linealmente independiente de $(X^tX) - (X^tX)$, le asocia un símbolo L . El número de símbolos libres en L representa el rango máximo asociado a la matriz diseño del modelo de interés. Cada suma de cuadrados tiene características estadísticas, condiciones de uso y manejo de acuerdo al modelo lineal planteado, según la naturaleza de los datos, a partir de lo cual se generan las diferentes sumas de cuadrados.

2.3.5.1. Sumas de cuadrados tipo I. Las sumas de cuadrados Tipo I miden la reducción en la sumas de cuadrados del error, cuando se les adicionan nuevos parámetros al modelo.

Estas sumas de cuadrados son particularmente útiles en regresión lineal múltiple, modelos polinómicos, diseños anidados en ciertas pruebas que involucran homogeneidad de coeficientes de regresión, como también suministran información acerca del efecto de la carencia de balance (multicolinealidad).

2.3.5.2. Sumas de cuadrados tipo II. Corresponden a la reducción en las sumas de cuadrados del error obtenida al adicionar un término después que todos los demás han sido adicionados al modelo; excepto términos que contengan el efecto a probar.

Como la contenencia entre efectos es un concepto muy importante, se hace necesaria la siguiente definición.

Dados los efectos E_1 y E_2 , entonces E_1 está contenido en E_2 si:

- i. Ambos efectos involucran el mismo número de variables continuas y si el número es positivo entonces los nombres de las variables coinciden.
- ii. Si E_2 tiene más variables que E_1 y si E_1 tiene variables, todas las de E_1 están en E_2 .

2.3.5.3. Sumas de cuadrados tipo III. El análisis tipo III está asociado con las sumas de cuadrados parciales, llamado análisis completo de mínimos cuadrados, el cual equivale al análisis de medias cuadráticas de Yates.

Se aplica principalmente cuando se requiere comparar efectos principales; aún en presencia de interacción. Cada efecto es ajustado por los demás, lo que implica que si el modelo contiene solo efectos principales, entonces el análisis tipo II es igual al análisis tipo III.

2.3.5.4. Sumas de cuadrados tipo IV. Se conocen con el nombre de sumas de cuadrados parciales, originalmente fueron diseñadas para arreglos donde haya presencia de celdas vacías.

En el caso que no haya celdas vacías las sumas de cuadrados tipo III y IV coinciden. En la construcción simplemente se considera un conjunto de datos donde no ocurran celdas vacías. Si existen celdas vacías, las sumas de cuadrados tipo IV pueden no ser únicas, pues van a depender de la ubicación de los datos en las celdas.

2.3.6. Hipótesis a probar. Según lo publicado por Verduzco (2009), bajo los supuestos mencionados es posible realizar pruebas de hipótesis acerca de los efectos de los términos del modelo lineal en un diseño experimental específico. Con excepción del efecto medio general (μ), los demás términos en un modelo lineal específico reciben la denominación de fuentes de variación. En los diseños experimentales se prueban diferentes pares de hipótesis, dependiendo del número de fuentes de variación a analizar. La hipótesis nula (H_0) siempre postula la igualdad

entre los diferentes niveles de una fuente de variación, mientras que la hipótesis alternativa (H_a) siempre postula que al menos uno de los niveles de la fuente de variación produce un efecto diferente. Es importante mencionar que, en cualquier diseño experimental, para el término de error aleatorio no se realizan pruebas de hipótesis, sino que se constituye en un elemento básico para probar las hipótesis de las fuentes de variación restantes.

2.3.8. Análisis de varianza. Según Verduzco (2009), en un diseño experimental la técnica estadística que se emplea para contrastar las hipótesis derivadas del modelo lineal es el análisis de varianza. Para un experimento específico el análisis de varianza determina, con un alto grado de confiabilidad, si la diferencia entre los valores que toma la variable respuesta se debe realmente al efecto de alguna de las fuentes de variación involucradas o a efectos aleatorios (determinados por el azar). El análisis de varianza es el estadístico de prueba para el contraste de hipótesis acerca de las fuentes de variación en un diseño experimental.

Cuadro 2, Análisis de varianza para el modelo $Y_i = \mu + e_i$. $H_0: \mu = \mu_0$ VS $H_a: \mu \neq \mu_0$

(F.V.)	(G.L.)	(S.C.)	(C.M.)	(F_{cal})	(F_{tab})
Media (μ)	1	$t(Y - \mu_0)^2$	$\frac{t(\bar{Y} - \mu_0)^2}{1}$	$\frac{t(\bar{Y} - \mu_0)^2}{S^2}$	$F_{\alpha}(v_1, v_2)$
Error	t-1	$\sum_{i=1}^t (Y_i - \bar{Y})^2$	$\frac{\sum_{i=1}^t (Y_i - \bar{Y})^2}{t-1} = S^2$		
Total	T	$\sum_{i=1}^t (Y_i - \mu_0)^2$			

Cuadro 3. Análisis de varianza para el modelo $Y_i = \mu + e_i$. $H_0: \mu = 0$ vs $H_a: \mu \neq 0$

F.V.	G.L.	S.C.	C.M.	F_{cal}	F_{tab}
Media (μ)	1	$t\bar{X}^2$	$t\bar{X}^2$	$\frac{t\bar{X}^2}{S^2}$	$F_{\alpha}(v_1, v_2)$
Error	t-1	$\sum_{i=1}^t (X_i - \bar{X})^2$	$\frac{\sum_{i=1}^t (X_i - \bar{X})^2}{t-1} = S^2$		
Total	t	$\sum_{i=1}^t (Y_i - \mu_0)^2$			

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Materiales.

Los datos empleados en los análisis corresponden a referencias de artículos científicos publicados, los cuales se obtuvieron de la siguiente forma.

Los datos diseño de una vía o factor fueron obtenidos de un capítulo individual de la guía del usuario 9.2 del manual de SAS Institute Inc. (2008), pagina 697, en el cual los investigadores están interesados en saber si tres tratamientos tienen efectos diferentes sobre el rendimiento en un cultivo en particular.

Para el caso de diseños de dos factores los datos utilizados fueron obtenidos de la tercera edición del libro *Applied Linear Statistical Models* (1990), de los autores Neter, Wasserman y Kutner, página 941, cuyo experimento examina los efectos de la codeína y la acupuntura en el dolor dental post-operatorio en los varones.

Y para los diseños de tres factores se utilizó un estudio cuyo objetivo era determinar los efectos de la corriente eléctrica en el músculo denervado, extraído de página 176 del libro de Cochran y Cox *Experimental Designs* (1957).

Se seleccionaron dentro de 35 paquetes de diferente diseño a 14 diseños experimentales, utilizados usualmente en investigación en ciencias agronómicas, a partir del programa Mstat-C (1993) desde la base de datos que incorpora este programa de análisis estadístico, el cual fue desarrollado por el Departamento de Ciencias de Cultivos y Suelos, de la Universidad Estatal

de Michigan en Estados Unidos a cargo de Dr. Russel Freed, profesor y director de dicho establecimiento. Además se extrajo el modelo de la tabla de ANOVA a cada uno de los diseños seleccionados.

Se utilizaron dos programas computacionales de análisis estadísticos en la comparación de los resultados de cada uno de los diseños experimentales, uno gratuito operado por medio de una interface DOS denominado MSTAT-C versión 3.0 y otro comercial operado mediante Windows denominado JMP 8.

3.2 Métodos.

En relación a los métodos, se debe mencionar que el MSTAT-C solamente es capaz de analizar diseños experimentales con factores fijos e igual número de repeticiones en las categorías de los factores principales y sus respectivas interacciones (diseños balanceados) obteniendo como resultado solo las sumas de cuadrados secuenciales o de tipo I.

A diferencia de lo anterior, el programa JMP 8 es capaz de analizar diseños experimentales con factores fijos y aleatorios (modelos mixtos) con igual o diferente número de repeticiones en las categorías de los factores principales y sus respectivas interacciones (diseños balanceados y no balanceados) obteniendo como resultado las sumas de cuadrados tipo III y también las sumas de cuadrados secuenciales o de tipo I.

Por lo tanto, para obtener la coincidencia de los resultados de los análisis de varianza entre los dos programas computacionales se deben calcular las sumas de cuadrados secuenciales o de tipo I, a su vez, para obtener la equivalencia de los cuantiles de razón de F y su significancia, en el programa JMP 8 se deben procesar los modelos con los errores experimentales como factores aleatorios o también denominados random.

4. PRESENTACIÓN Y DISCUSION DE RESULTADOS.

Esta sección está enfocada al desarrollo de algunos de los diseños más habituales usados en inferencia estadística en el área agropecuaria, los diseños fueron extraídos del programa estadístico MSTAT-C (1993), además de la construcción del los diseños en el programa estadístico JMP.

4.1 Diseño de un factor en bloques completos al azar (One Factor Randomized Complete Block Design).

4.1.1. Planteamiento del problema: Este ejemplo ilustra el uso de PROC ANOVA en el análisis de un diseño de bloques completos al azar. Los investigadores están interesados en saber si tres tratamientos tienen efectos diferentes sobre el rendimiento en un cultivo en particular. Ellos creen que las unidades experimentales no son homogéneas. Por lo tanto, un factor de bloqueo, se indica que permite a las unidades experimentales a ser homogéneos dentro de cada bloque. Los tres tratamientos son distribuidos aleatoriamente dentro de cada bloque.

Dado que los datos para el análisis están en equilibrio, puede utilizar el PROC ANOVA para ejecutar el análisis. El modelo solicita un análisis para cada una de la variable dependiente RENDIMIENTO.

La variable continuas respuesta es RENDIMIENTO (Y_Rndto) y los factores comparativos independientes corresponden a las variables del BLOQUE (Bloq) y el TRATAMIENTO (A_Factor) son las variables de clasificación, cabe destacar que el bloque puede corresponder a la repetición.

4.1.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Rndto ),
  Effects( :Bloq & Random, :A_Factor ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.1.3. Tabla de ANOVA teórica. En la cuadro 4 aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño de un factor en bloques completos al azar.

Cuadro 4. Tabla de ANOVA teórica bloques completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	r-1
A	a-1
Error residual	(a-1)*(r-1)

4.1.4. Tabla de resultados. En el cuadro 5, muestra la tabla Análisis de la varianza del programa MSTAT-C que servirá de verificación de los resultados obtenidos en el programa JMP para el diseño de bloques completos al azar.

Cuadro 5. Tabla de ANOVA MSTAT-C bloques completos al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	2	354.667	177.333	4.7080	0.0889
2	Factor A	2	892.667	446.333	11.8496	0.0209
-3	Error	4	150.667	37.667		

Para realizar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variable como lo muestra figura 1.

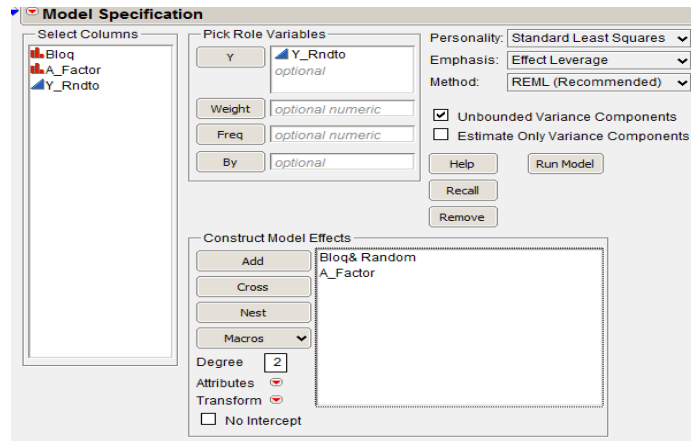


Figura 1. Fit Model bloques completos al azar.

En el cuadro 6, se muestra las pruebas de los efectos la variable de respuesta Rendimiento análisis realizado en el programa JMP 8.

Cuadro 6. Pruebas de efectos bloques completos al azar.

Source	Nparm	DF	Sum of Squares	Mean of Squares	F Ratio	Prob > F
bloq	2	2	354,666667	177,333334	4,7079646	0,08889523
A	2	2	892,666667	446,333334	11,8495575	0,02085394
Error	4	4	150,666667	37,6666668	0,03234149	

4.1.5. Interpretación de resultados. Para el rendimiento, los efectos del tratamiento son importantes ($F=11,85$, $p=0,0209$) al 95% de confiabilidad.

En general, la utilidad de bloqueo debe ser determinado antes del análisis.

4.2. Diseño de dos factores Completamente Aleatorizado o Factorial AxB completamente al azar (Two Factor Completely Randomized Design).

4.2.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza para el análisis el diseño de completamente al azar con dos factores de tratamiento con una estructura factorial. Los datos, de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941), son de un experimento que examina los efectos de la CODEÍNA y la ACUPUNTURA en el dolor dental post-operatorio en los varones. Ambos factores tienen dos niveles de tratamiento.

Los niveles de la codeína son una cápsula de la codeína o una cápsula de azúcar. Los niveles de la acupuntura son dos los puntos de acupuntura inactivos o dos puntos de acupuntura activa (ver anexo 2).

La variable continua ALIVIO es la puntuación de alivio del dolor (a mayor puntuación, mayor alivio) corresponde a la variable de respuesta, los factores comparativos independientes CODEÍNA y la ACUPUNTURA representan los niveles de los dos factores de tratamiento.

4.2.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Alivio ),
  Effects( :A_Codeina, :B_Acupuntura, :A_Codeina * :B_Acupuntura ),
  Personality( "Standard Least Squares" )
);
```

4.2.3. Tabla de ANOVA teórica. En la cuadro 7, aparece la tabla de ANOVA teórica para Diseño de dos factores Completamente Aleatorizado.

Cuadro 7. Tabla de ANOVA teórica dos factores Completamente Aleatorizado.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
A	a-1
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
Error residual	a*b*(r-1)

4.2.4. Tabla de resultados. El cuadro 8, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP 8.

Cuadro 8. Tabla de ANOVA MSTAT-C dos factores Completamente Aleatorizado.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
2	Factor A	1	2.311	2.311	10.9640	0.0026
4	Factor B	1	3.380	3.380	16.0339	0.0004
6	AB	1	0.045	0.045	0.2135	
-7	Error	28	5.903	0.211		

Para efectuar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o Alt + A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variable como muestra la figura 2.

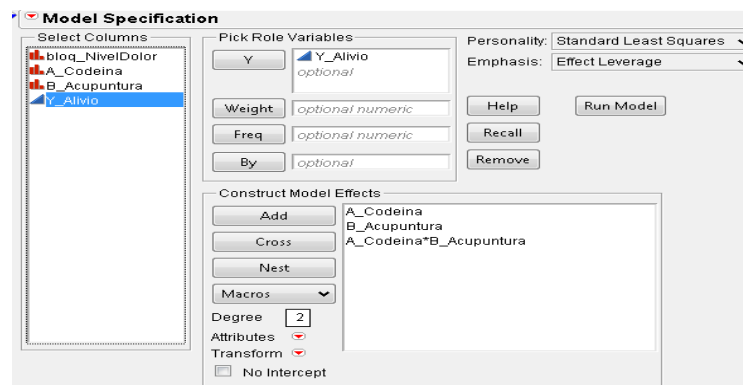


Figura 2. Fit Model dos factores Completamente Aleatorizado.

Cuadro 9. Pruebas de efectos dos factores Completamente Aleatorizado.

Source	Nparm	DF	Sum of Squares	Mean of Squares	F Ratio	Prob > F
A	1	1	2,31125	2,3112500	10,9639983	0,00256595
B	1	1	3,38000	3,3800000	16,0338839	0,00041546
A*B	1	1	0,04500	0,0450000	0,21346887	0,64763199
Error		28	5,90250	0,21080357		

4.2.5. Interpretación de resultados. El cuadro 9, muestra la interacción entre la CODEÍNA y la ACUPUNTURA no es significativa a nivel del 95% ($p=0,6476$).

El nivel de significación de esta prueba debe ser determinado antes del análisis. Los principales efectos de ambos factores de tratamiento son muy importantes con un error del 5%, obteniendo para la codeína una significancia de 0,0026 y para la acupuntura una significancia de 0,0004.

4.3. Diseño dos factores en bloques al azar, Two Factor Randomized Complete Block Design.

4.3.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza para el análisis de las declaraciones de un bloque al azar con dos factores de tratamiento que ocurre en una estructura factorial. Los datos, de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941), son de un experimento que examina los efectos de la codeína y la acupuntura en el dolor dental post-operatorio en los varones. Ambos factores tienen dos niveles de tratamiento. Los niveles de la codeína son una cápsula de la codeína o una cápsula de azúcar. Los niveles de la acupuntura son dos los puntos de acupuntura inactivos o dos puntos de acupuntura activa. Existen cuatro combinaciones de tratamientos diferentes debido a la estructura factorial.

Los 32 sujetos son asignados a ocho bloques de cuatro temas cada uno basado en una evaluación de la tolerancia al dolor. La variable de ALIVIO es la puntuación de alivio del dolor (a mayor puntuación, mayor alivio) corresponde a la variable de respuesta. La CODEÍNA y la ACUPUNTURA representan los niveles de los dos factores de tratamiento. La variable NIVEL DE DOLOR es la variable de bloqueo.

4.3.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Alivio ),
  Effects(:bloq_NivelDolor & Random,
    :A_Codeina,
    :B_Acupuntura,
    :A_Codeina * :B_Acupuntura
  ), Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
)
```

4.3.3. Tabla de ANOVA teórica. En la cuadro 10, aparece la tabla de ANOVA teórica para un Diseño dos factores en bloques al azar.

Cuadro 10. Tabla de ANOVA teórica bloques al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	$r-1$
A	$a-1$
B	$b-1$
A*B	$(a-1)*(b-1)$
Error residual	$(a-1)*(r-1)$

4.3.4. Tabla de resultados. El cuadro 11, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 11. Tabla de ANOVA MSTATC bloques al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	7	5.599	0.800	55.2963	0.0000
2	Factor A	1	2.311	2.311	159.7901	0.0000
4	Factor B	1	3.380	3.380	233.6790	0.0000
6	AB	1	0.045	0.045	3.11110	0.0923
-7	Error	21	0.304	0.014		

Para efectuar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o Alt + A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables (ver figura 3).

La figura 3 muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

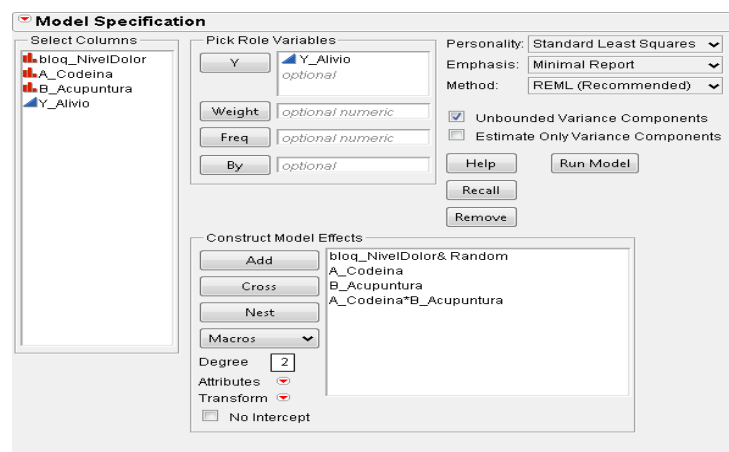


Figura 3. Fit Model bloques al azar JMP 8.

Cuadro 12. Pruebas de efectos dos bloques al azar JMP 8.

Source	Nparm	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Ratio	Prob > F
Bloq	7	7	5,59875	0,79982143	55,2962963	4,130E-12
A	1	1	2,31125	2,31125000	159,790123	2,770E-11
B	1	1	3,38000	3,38000000	233,679012	7,470E-13
A*B	1	1	0,04500	0,04500000	3,11111111	0,09230449
Error		21	0,30375	0,01446429		

4.3.5. Interpretación de resultados.

La interacción entre la codeína y la acupuntura no es significativa al nivel del 95%. El nivel de significación de esta prueba debe ser determinado antes del análisis. Los principales efectos de ambos factores de tratamiento son muy importantes.

4.4. Diseño Completamente Aleatorizado para el factor A, El factor B es el de parcela dividida o parcelas dividida completamente al azar (Completely Randomized Design for Factor A, Factor B is a Split Plot).

4.4.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza para el análisis de Parcelas Divididas completamente al azar con dos factores de tratamiento que ocurre en una estructura factorial. Los datos, de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941), son de un experimento que examina los efectos de la codeína y la acupuntura en el dolor dental post-operatorio en los varones. Ambos factores tienen dos niveles de tratamiento.

Los niveles de la codeína son una cápsula de la codeína o una cápsula de azúcar. Los niveles de la acupuntura son dos los puntos de acupuntura inactivos o dos puntos de acupuntura activa. Existen cuatro combinaciones de tratamientos diferentes debido a la estructura factorial. Los 32 sujetos son asignados a ocho repeticiones (ver anexo 2).

La variable de ALIVIO es la puntuación de alivio del dolor (a mayor puntuación, mayor alivio) corresponde a la variable de respuesta, los factores comparativos independientes corresponden a la CODEÍNA y la ACUPUNTURA representan los niveles de los dos factores de tratamiento y ocho repeticiones.

4.4.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Alivio ),
  Effects(
    :A_Codeina,
    :REP[:A_Codeina] & Random,
    :B_Acupuntura,
    :A_Codeina * :B_Acupuntura
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.4.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 13, aparece la tabla de ANOVA teórica para un Diseño parcelas divididas completamente al azar.

Cuadro 13. Tabla de ANOVA teórica parcelas dividida completamente al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
A	a-1
Error	a*(r-1)
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
Error Residual	a*(r-1)*(b-1)

4.4.4. Tabla de resultados. En el cuadro 14, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 14. Tabla de ANOVA MSTATC parcelas dividida completamente al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
2	Factor A	1	2.311	2.311	5.7194	0.0314
-3	Error	14	5.658	0.404		
4	Factor B	1	3.380	3.380	193.1428	0.0001
6	AB	1	0.045	0.045	2.5714	0.1311
-7	Error	14	0.245	0.018		

Para efectuar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o Alt + A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables de respuesta tal como lo muéstrala figura 4 a continuación.

La figura 4 muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

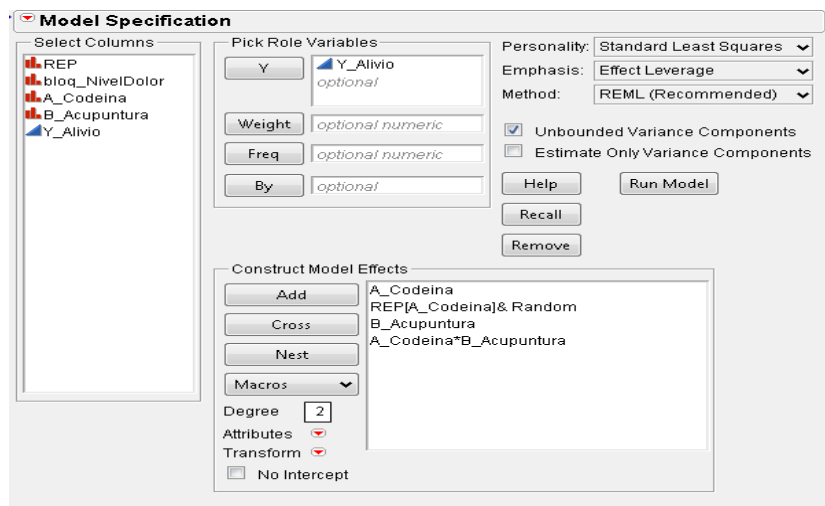


Figura 4. Fit Model parcelas dividida completamente al azar.

Cuadro 15. Pruebas de efectos parcelas dividida completamente al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	1	1	14	5,7194	0,0314*
B	1	1	14	193,1429	<,0001*
A*B	1	1	14	2,5714	0,1311

4.4.5. Interpretación de resultados. En el cuadro 15, muestra la interacción entre la CODEÍNA y la ACUPUNTURA no es significativa a nivel del 95% ($p=0,1311$).

El nivel de significancia de esta prueba debe ser determinado antes del análisis. Los factores de tratamiento CODEINA y ACUPUNTURA son muy importantes ($p=0,0314$ y $p<0,0001$, respectivamente), a nivel de 95% de confianza.

4.5. Parcelas Dividida en Bloque completos al azar, Diseño de bloques completos al azar para el factor A, B con el factor de parcela dividida en A (Randomized Complete Block Design for Factor A, with Factor B a Split Plot on A).

4.5.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza para el análisis de Parcelas Dividida en Bloque completos al azar con dos factores de tratamiento que ocurre en una estructura factorial. Los datos, de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941), son de un experimento que examina los efectos de la codeína y la acupuntura en el dolor dental post-operatorio en los varones. Ambos factores tienen dos niveles de tratamiento.

Los niveles de la codeína son una cápsula de la codeína o una cápsula de azúcar. Los niveles de la acupuntura son dos los puntos de acupuntura inactivos o dos puntos de acupuntura activa. Existen cinco combinaciones de tratamientos diferentes debido a la estructura factorial.

Los 32 sujetos son asignados a ocho bloques de cuatro temas cada uno basado en una evaluación de la tolerancia al dolor y de ocho repeticiones (ver anexo 2).

4.5.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Alivio ),
  Effects(
    :bloq_NivelDolor & Random,
    :A_Codeina,
    :REP[:A_Codeina] & Random,
    :B_Acupuntura,
    :A_Codeina * :B_Acupuntura
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.5.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 16, aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño de Parcelas Dividida en Bloque completos al azar.

Cuadro 16. Tabla de ANOVA teórica Parcelas Dividida en Bloque completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	r-1
A	a-1
Error	(r-1)*(a-1)
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
Error residual	a*(r-1)*(b-1)

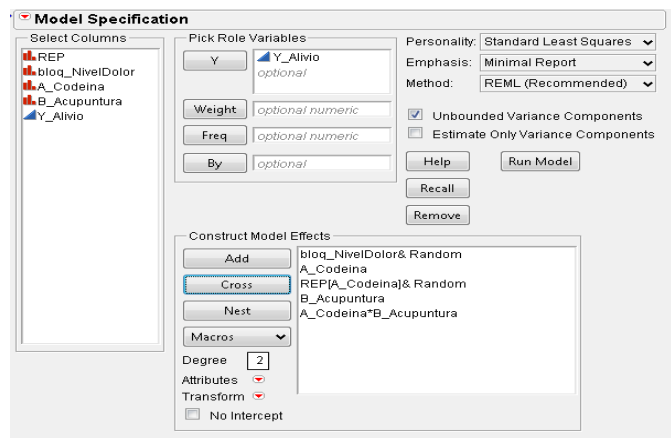
4.5.4. Tabla de resultados. El cuadro 17, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 17. Tabla de ANOVA MSTATC Parcelas Dividida en Bloque completos al azar

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	7	5.599	0.800	95.29790	0.0000
2	Factor A	1	2.311	2.311	275.3830	0.0000
-3	Error	7	0.059	0.008		
4	Factor B	1	3.380	3.380	193.1428	0.0000
6	AB	1	0.045	0.045	2.571400	0.1311
-7	Error	14	0.245	0.018		

Para efectuar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o Alt + A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se deben ingresar las variables tal como se muestra en la figura 5.

La figura 5 muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

**Figura 5.** Fit Model Parcelas Dividida en Bloque completos al azar.

Cuadro 18. Pruebas de efectos Parcelas Dividida en Bloque completos al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	1	1	7	275,3830	<,0001*
B	1	1	14	193,1429	<,0001*
A *B	1	1	14	2,571400	0,1311

4.5.5. Interpretación de resultados. En el Cuadro 18, muestra la interacción entre la CODEÍNA y la ACUPUNTURA no es significativa a nivel del 95% ($p=0,1311$). El nivel de significancia de esta prueba debe ser determinado antes del análisis. Los factores de tratamiento CODEINA y ACUPUNTURA son muy importantes ($p<0,0001$, para cada caso), a nivel de 95% de confianza.

4.6. Diseño de dos Factores completamente al azar con parcelas Bloque Franja o Franjas Divididas en Bloques completos al azar (Two Factor Randomized Complete Block Design using Strip Plots).

4.6.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza para el análisis de franjas divididas en bloques completos al azar. Los datos, de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941), son de un experimento que examina los efectos de la codeína y la acupuntura en el dolor dental post-operatorio en los varones. Ambos factores tienen dos niveles de tratamiento. Los niveles de la codeína son una cápsula de la codeína o una cápsula de azúcar.

Los niveles de la acupuntura son dos los puntos de acupuntura inactivos o dos puntos de acupuntura activa. Existen seis combinaciones de tratamientos diferentes debido a la estructura factorial.

Los 32 sujetos son asignados a ocho bloques de cuatro temas cada uno basado en una evaluación de la tolerancia al dolor y de ocho repeticiones (ver anexo 2).

4.6.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_Alivio ),
  Effects(
    :bloq_NivelDolor & Random,
    :A_Codeina,
    :REP[:A_Codeina] & Random,
    :B_Acupuntura,
    :REP[:B_Acupuntura] & Random,
    :A_Codeina * :B_Acupuntura
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.6.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 19, aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño de Franjas Divididas en Bloques completos al azar.

Cuadro 19. Tabla de ANOVA teórica Franjas Divididas en Bloques completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	r-1
Horizontal Factor A	a-1
Error (a)	(r-1)*(a-1)
Vertical Factor B	b-1
Error (b)	(r-1)*(b-1)
A*B	(a-1)*(b-1)
Error (c)	(r-1)*(a-1)*(b-1)

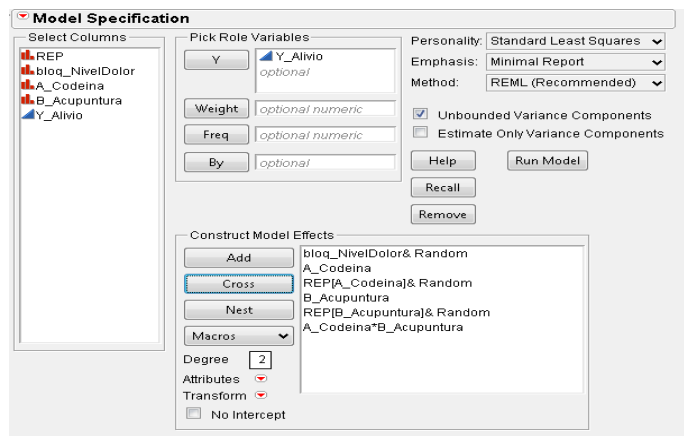
4.6.4. Tabla de resultados. El cuadro 20, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 20. Tabla de ANOVA MSTATC franjas divididas en bloques completos al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	7	5.599	0.800	95.2979	0.0000
2	Horizontal Factor A	1	2.311	2.311	275.3830	0.0000
-3	Error (a)	7	0.059	0.008		
4	Vertical Factor B	1	3.380	3.380	182.0000	0.0000
-5	Error (b)	7	0.130	0.019		
6	AB	1	0.045	0.045	2.5714	0.1419
-7	Error	7	0.115	0.016		

Para efectuar el análisis, una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o Alt + A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables como muestra la figura 6.

La figura 6 muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

**Figura 6.** Fit Model franjas divididas en bloques completos al azar.

Cuadro 21. Pruebas de efectos franjas divididas en bloques completos al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	1	1	7	275,3830	<,0001*
B	1	1	7	182,0000	<,0001*
A*B	1	1	7	2,7391	0,1419

4.6.5. Interpretación de resultados. El cuadro 21, muestra la interacción entre la CODEÍNA y la ACUPUNTURA no es significativa a nivel del 95% ($p=0,1419$). El nivel de significancia de esta prueba debe ser determinado antes del análisis. Los factores de tratamiento CODEINA y ACUPUNTURA son muy importantes ($p<0,0001$, para cada caso), a nivel de 95% de confianza.

4.7. Diseño Completamente Aleatorizado con tres factores(Three Factor Completely Randomized Design).

4.7.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176) para ilustrar el análisis de un diseño de tres vías factorial (ver anexo 3).

El objeto del estudio es determinar los efectos de la corriente eléctrica en el músculo denervado. Las variables son las siguientes:

Rep: número de la repetición, 1 o 2; Tiempo: longitud de tiempo que la corriente se aplica al músculo, que van desde 1 hasta 4; Corriente: nivel de corriente eléctrica aplicada; Numero: número de tratamientos por día, que van desde uno hasta tres.

4.7.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```

Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :A_Tiempo,
    :B_Corriente,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" )
);

```

4.7.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 22, aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño completamente aleatorizado de los tres factores

Cuadro 22. Tabla de ANOVA teórica diseño completamente aleatorizado de los tres factores

Fuente de Variación	Grados de Libertad
A	a-1
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
C	c-1
A*C	(a-1)*(c-1)
B*C	(b-1)*(c-1)
A*B*C	(a-1)*(b-1)*(c-1)
Error Residual	a*b*c*(r-1)

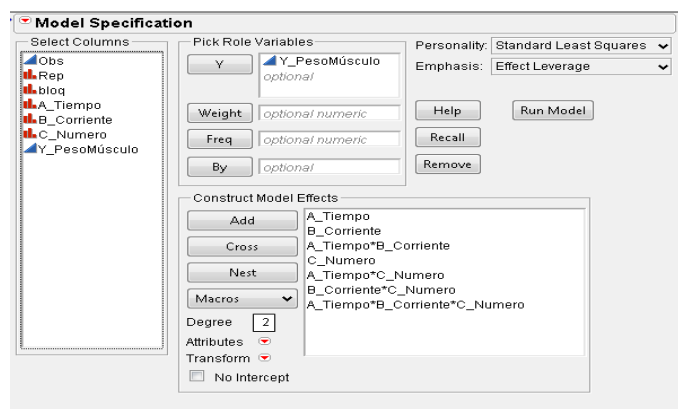
4.7.4. Tabla de resultados. El cuadro 23, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 23. Tabla de ANOVA MSTATC completamente aleatorizado de los tres factores.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
2	Factor A	3	223.115	74.372	0.9383	0.4295
4	Factor B	3	2145.448	715.149	9.0228	0.0001
6	AB	9	298.677	33.186	0.4187	
8	Factor C	2	447.438	223.719	2.8226	0.0694
10	AC	6	367.979	61.330	0.7738	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.3550	0.2519
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.7366	
-15	Error	48	3804.406	79.260		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar la variable de respuesta PesoMusculo en “Y”, después seleccionar las tres variables independientes e ir a la opción “Macros” y seleccionar la tercera opción “Factorial sorted”, una vez construido el modelo presionar “Run Model”(ver figura 7).

La figura 7, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

**Figura 7.** Fit Model completamente aleatorizado de los tres factores.

Cuadro 24. Pruebas de efectos completamente aleatorizado de los tres factores.

Source	Nparm	DF	Sum of Squares	F Ratio	Prob > F
A	3	3	223,1146	0,9383	0,4295
B	3	3	2145,4479	9,0228	<,0001*
C	2	2	447,4375	2,8226	0,0694
A*B	9	9	298,6771	0,4187	0,9188
A*C	6	6	367,9792	0,7738	0,5944
B*C	6	6	644,3958	1,3550	0,2519
A*B*C	18	18	1050,8542	0,7366	0,7573

4.7.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en la cuadro 24, el nivel de corriente eléctrica aplicada es el uno factor en que existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto de los factores y sus interacciones no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.8. Diseño Completamente Aleatorizado para el factor A, Factores B y C son parcelas divididas en A (Completely Randomized Design for Factor A, Factors B and C are Split Plots on A).

4.8.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176).

Para ilustrar el análisis de un diseño de tres vías factorial (ver anexo3), los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.8.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```

Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :A_Tiempo,
    :Rep[:A_Tiempo] & Random,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);

```

4.8.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 25, aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño completamente aleatorizado de los tres factores.

Cuadro 25. Tabla de ANOVA teórica diseño completamente aleatorizado para el factor A, factores B y C son parcelas divididas en A.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
A	a-1
Error	a*(r-1)
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
C	c-1
A*C	(a-1)*(c-1)
B*C	(b-1)*(c-1)
A*B*C	(a-1)*(b-1)*(c-1)
Error residual	a*(r-1)*(bc-1)

4.8.4. Tabla de resultados. El cuadro 26, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 26. Tabla de ANOVA MSTATC completamente aleatorizado para el factor A, Factores B y C son parcelas divididas en A.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
2	Factor A	3	223.115	74.372	0.3870	0.7693
-3	Error	4	768.708			
4	Factor B	3	2145.448	715.149	10.3652	0.0000
6	AB	9	298.677	33.186	0.4810	
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.2425	0.0486
10	AC	6	367.396	61.330	0.8889	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.5566	0.1826
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8462	
-15	Error	48	3035.792	79.260		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables de similar manera como lo ejemplifica la figura 8 que se muestra a continuación.

La figura 8, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

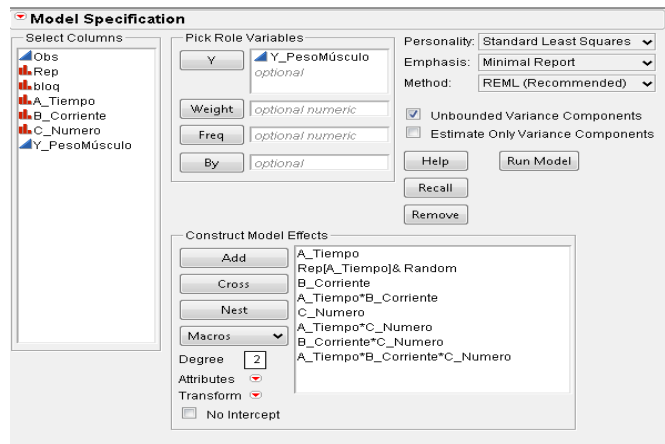


Figura 8. Fit Model completamente aleatorizado para el factor A, factores B y C son parcelas divididas en A.

Cuadro 27. Pruebas de efectos completamente aleatorizado para el factor A, factores B y C son parcelas divididas en A.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	4	0,3870	0,7693
B	3	3	44	10,3652	<,0001*
A*B	9	9	44	0,4810	0,8795
C	2	2	44	3,2425	0,0486*
A*C	6	6	44	0,8889	0,5112
B*C	6	6	44	1,5566	0,1826
A*B*C	18	18	44	0,8462	0,6398

4.8.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en el cuadro 27, el nivel de corriente eléctrica aplicada y el número de tratamientos por día, son los únicos factores en que existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto de los factores y sus interacciones no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.9. Diseño Completamente Aleatorizado de los factores A y B, Factor C es el de parcela dividida en A y B (Completely Randomized Design for Factors A and B, Factor C is a Split Plot on A and B).

4.9.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176), los datos pertenecen a el capitulo 4.7.1 antes mencionada (ver anexo3).

4.9.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :A_Tiempo,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :Rep[:A_Tiempo, :B_Corriente],
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.9.3. Tabla de ANOVA teórica. En el cuadro 28, muestra la tabla de ANOVA teórica para un diseño completamente aleatorizado de los factores A y B, factor C es el de parcela dividida en A y B.

Cuadro 28. Tabla de ANOVA teórica diseño completamente aleatorizado de los factores A y B, factor C es el de parcela dividida en A y B.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
A	a-1
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
Error	a*b*(r-1)
C	c-1
A*C	(a-1)*(c-1)
B*C	(b-1)*(c-1)
A*B*C	(a-1)*(b-1)*(c-1)
Error residual	a*b*(r-1)*(c-1)

4.9.4. Tabla de resultados. El cuadro 29, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 29. Tabla de ANOVA MSTATC completamente aleatorizado de los factores A y B, factor C es el de parcela dividida en A y B.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
2	Factor A	3	223.115	74.372	0.7920	0.5160
4	Factor B	3	2145.448	715.149	7.6156	0.0022
6	AB	9	298.677	33.186	0.3534	
-7	Error	16	1502.500	93.906		
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.1099	0.0583
10	AC	6	367.979	61.330	0.8525	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.4930	0.2121
14	ABC	18	2302.000	58.381	0.8115	
-15	Error	48	2302.000	71.938		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables como lo ilustra la figura 9.

La figura 9, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

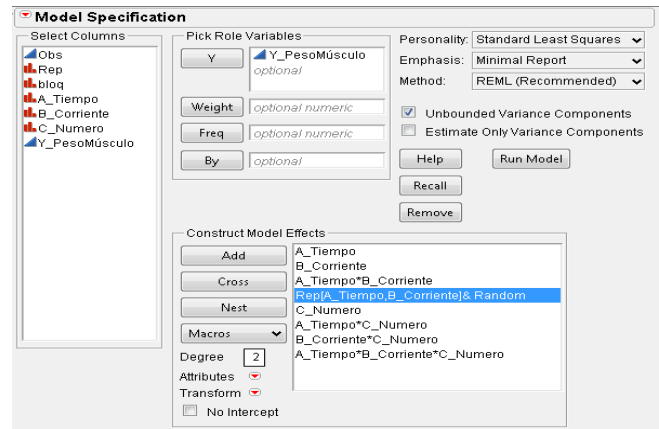


Figura 9. Fit Model completamente aleatorizado de los factores A y B, factor C es el de parcela dividida en A y B.

Cuadro 30. Pruebas de efectos completamente aleatorizado de los factores A y B, factor C es el de parcela dividida en A y B.

4.9.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en el cuadro 30, el nivel de corriente eléctrica aplicada es el uno factor en que existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto de los factores y sus interacciones no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.10. Diseño de tres Factores en bloques completos al azar (Three Factor Randomized Complete Block Design).

4.10.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176).

Para ilustrar el análisis de un diseño de tres vías factorial, los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.10.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :bloq & Random,
    :A_Tiempo,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.10.3. Tabla de ANOVA teórica. En la figura cuadro 31, aparece la tabla de ANOVA teórica para un diseño de tres factores en bloques completos al azar.

Cuadro 31. Tabla de ANOVA teórica diseño de tres factores en bloques completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	$r-1$
A	$a-1$
B	$b-1$
A*B	$(a-1)*(b-1)$
C	$c-1$
A*C	$(a-1)*(c-1)$
B*C	$(b-1)*(c-1)$
A*B*C	$(a-1)*(b-1)*(c-1)$
Error residual	$(r-1)*(abc-1)$

4.10.4. Tabla de resultados. El cuadro 32, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 32. Tabla de ANOVA MSTATC tres factores en bloques completos al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	1	605.010	605.010	8.8875	0.0045
2	Factor A	3	223.115	74.372	1.0925	0.3616
4	Factor B	3	2145.448	715.149	10.5054	0.0000
6	AB	9	298.677	33.186	0.4875	
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.2864	0.0461
10	AC	6	367.979	61.330	0.9009	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.5777	
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8576	0.1747
-15	Error	47	3199.490	68.074		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se debe ingresar las variables de manera que queden de la forma como lo muéstrala figura 10.

La figura 10, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

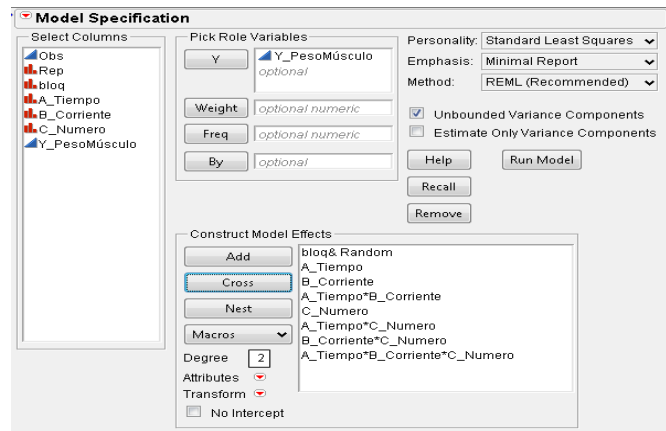


Figura 10. Fit Model tres factores en bloques completos al azar.

Cuadro 33. Pruebas de efectos tres factores en bloques completos al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	47	1,0925	0,3616
B	3	3	47	10,5054	<,0001*
A*B	9	9	47	0,4875	0,8756
C	2	2	47	3,2864	0,0461*
A*C	6	6	47	0,9009	0,5023
B*C	6	6	47	1,5777	0,1747
A*B*C	18	18	47	0,8576	0,6276

4.10.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en la cuadro 33, el nivel de corriente eléctrica aplicada y el número de tratamientos por día, son los únicos factores en que existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto de los factores y sus interacciones no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.11. Diseño de bloques completos al azar para el factor A, con los factores B y C, tal como parcelas divididas en A (Randomized Complete Block Design for Factor A, with Factors B and C as Split Plots on A).

4.11.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176), para ilustrar el análisis de un diseño de tres vías factorial los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.11.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :bloq & Random,
    :A_Tiempo,
    :Rep[:A_Tiempo] & Random,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.11.3. Tabla de ANOVA teórica. El cuadro 34, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 34. Tabla de ANOVA MSTATC bloques completos al azar para el factor A, con los factores B y C, tal como parcelas divididas en A.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	$r-1$
A	$a-1$
Error	$(r-1)*(a-1)$
B	$b-1$
A*B	$(a-1)*(b-1)$
C	$c-1$
A*C	$(a-1)*(c-1)$
B*C	$(b-1)*(c-1)$
A*B*C	$(a-1)*(b-1)*(c-1)$
Error residual	$a*(r-1)*(bc-1)$

4.11.4. Tabla de resultados. El cuadro 35, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 35. Tabla de ANOVA MSTATC bloques completos al azar para el factor A, con los factores B y C, tal como parcelas divididas en A.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	1	605.010	605.010	11.0877	0.0447
2	Factor A	3	223.115	74.372	1.3630	0.4026
-3	Error	3	163.698	54.566		
4	Factor B	3	2145.448	715.149	10.3652	0.0000
6	AB	9	298.677	33.186	0.4810	
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.2425	0.0486
10	AC	6	367.979	61.330	0.8889	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.5566	0.1826
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8462	
-15	Error	44	3035.792	68.995		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se deben ingresar las variables como lo muestra la figura 11 a continuación.

La figura 11, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

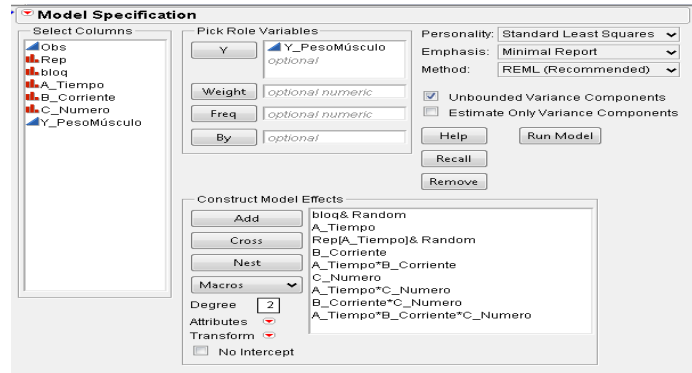


Figura 11. Fit Model bloques completos al azar para el factor A, con los factores B y C, tal como parcelas divididas en A.

Cuadro 36. Pruebas de efectos bloques completos al azar para el factor A, con los factores B y C, tal como parcelas divididas en A.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	3	1,3630	0,4026
B	3	3	44	10,3652	<,0001*
A*B	9	9	44	0,4810	0,8795
C	2	2	44	3,2425	0,0486*
A*C	6	6	44	0,8889	0,5112
B*C	6	6	44	1,5566	0,1826
A*B*C	18	18	44	0,8462	0,6398

4.11.5. Interpretación de resultados. Los resultados obtenidos en el cuadro 36, el nivel de corriente eléctrica aplicada y el número de tratamientos por día, existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.12. Diseño de bloques completos al azar de los factores A y B con el factor C como una parcela dividida en A y B (Randomized Complete Block Design for Factors A and B with Factor C as a Split Plot on A and B).

4.12.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176), los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.12.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :bloq & Random,
    :A_Tiempo,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :Rep[:A_Tiempo, :B_Corriente] & Random,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.12.3. Tabla de ANOVA teórica. El cuadro 37, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 37. Tabla de ANOVA MSTATC bloques completos al azar de los factores A y B con el factor C como una parcela dividida en A y B.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	$r-1$
A	$a-1$
B	$b-1$
A*B	$(a-1)*(b-1)$
Error	$(ab-1)*(r-1)$
C	$c-1$
A*C	$(a-1)*(c-1)$
B*C	$(b-1)*(c-1)$
A*B*C	$(a-1)*(b-1)*(c-1)$
Error residual	$a*b*(r-1)*(c-1)$

4.12.4. Tabla de resultados. El cuadro 38, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 38. Tabla de ANOVA MSTATC bloques completos al azar de los factores A y B con el factor C como una parcela dividida en A y B.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	1	605.010	605.010	10.1117	0.0062
2	Factor A	3	223.115	74.372	1.2430	0.3291
4	Factor B	3	2145.448	715.149	11.9525	0.0003
6	AB	9	298.677	33.186	0.5547	
-7	Error	15	897.490	59.833		
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.1099	0.0583
10	AC	6	367.979	61.330	0.8535	
12	BC	6	644.396	107.3399	1.1930	0.2121
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8115	
-15	Error	32	2302.000	71.938		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se deben ingresar las variables como lo muestra la figura 12.

La figura 12, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

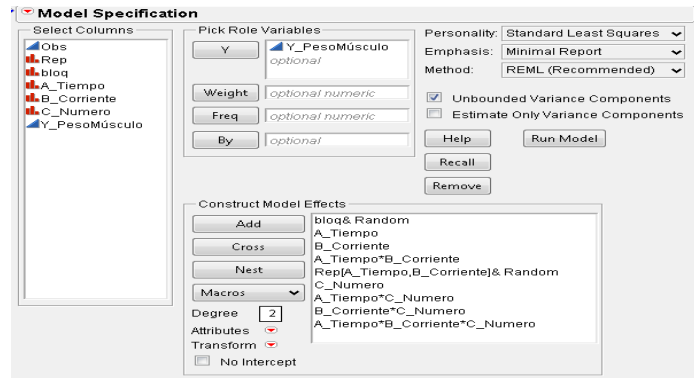


Figura 12. Fit Model bloques completos al azar de los factores A y B con el factor C como una parcela dividida en A y B.

Cuadro 39. Pruebas de efectos bloques completos al azar de los factores A y B con el factor C como una parcela dividida en A y B.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	15	1,2430	0,3291
B	3	3	15	11,9525	0,0003*
A*B	9	9	15	0,5547	0,8129
C	2	2	32	3,1099	0,0583
A*C	6	6	32	0,8525	0,5397
B*C	6	6	32	1,4930	0,2121
A*B*C	18	18	32	0,8115	0,6743

4.12.5. Interpretación de resultados. Los resultados obtenidos en el cuadro 39, solo en el nivel de corriente eléctrica existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%.

4.13. Diseño de Parcelas sub Divididas en bloque completos al azar (Randomized Complete Block Design for Factor A, with Factor B as a Split Plot on A and Factor C as a Split Plot on B).

4.13.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176), los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.13.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :bloq & Random,
    :A_Tiempo,
    :Rep[:A_Tiempo] & Random,
    :B_Corriente,
    :A_Tiempo * :B_Corriente,
    :Rep * :B_Corriente[:A_Tiempo] & Random,
    :C_Numero,
    :A_Tiempo * :C_Numero,
    :B_Corriente * :C_Numero,
    :A_Tiempo * :B_Corriente * :C_Numero
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.13.3. Tabla de ANOVA teórica. El cuadro 40, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 40. Tabla de ANOVA MSTATC Parcelas sub Divididas en bloque completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	r-1
A	a-1
Error	(r-1)*(a-1)
B	b-1
A*B	(a-1)*(b-1)
Error	a*(r-1)*(b-1)
C	c-1
A*C	(a-1)*(c-1)
B*C	(b-1)*(c-1)
A*B*C	(a-1)*(b-1)*(c-1)
Error residual	a*b*(r-1)*(c-1)

4.13.4. Tabla de resultados. El cuadro 41, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 41. Tabla de ANOVA MSTATC Parcelas subdivididas en bloque completo al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	1	605.010	605.010	10.0877	0.0447
2	Factor A	3	223.115	74.372	1.3630	0.4026
-3	Error	3	163.698	54.566		
4	Factor B	3	2145.448	715.149	11.6951	0.0007
6	AB	9	298.677	33.186	0.5427	
-7	Error	12	733.792	61.149		
8	Factor C	2	447.438	223.719	3.1099	0.0583
10	AC	6	367.979	61.330	0.8535	
12	BC	6	644.396	107.399	1.4930	0.2121
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8115	
-15	Error	32	2302.000	71.938		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar

Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se deben ingresar las variables como lo ilustra la figura 13 a continuación.

La figura 13, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

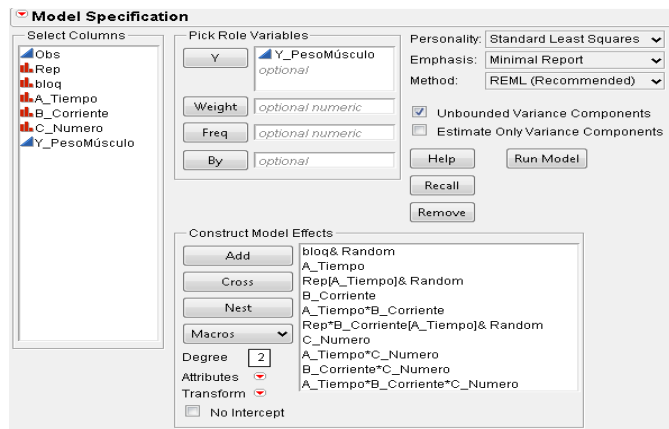


Figura 13. Fit Model Parcelas sub Divididas en bloque completos al azar.

Cuadro 42. Pruebas de efectos Parcelas subdivididas en bloque completo al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	3	1,3630	0,4026
B	3	3	12	11,6951	0,0007*
A*B	9	9	12	0,5427	0,8177
C	2	2	32	3,1099	0,0583
A*C	6	6	32	0,8525	0,5397
B*C	6	6	32	1,4930	0,2121
A*B*C	18	18	32	0,8115	0,6743

4.13.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en el cuadro 42, el nivel de corriente eléctrica aplicada es el uno factor en que existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para el resto de los factores y sus interacciones no hay diferencias significativas a un error del 5%.

4.14. Diseño en franjas sub divididas en bloque completos al azar (Three Factor Randomized Complete Block Design with the Treatments Arranged in Strips).

4.14.1. Planteamiento del problema. En este ejemplo se utiliza datos de Cochran y Cox (1957, p. 176), los datos utilizados son los mismos que en el capítulo 4.7.1 de este documento.

4.14.2. Sintaxis JMP 8 del modelo estadístico.

```
Fit Model(
  Y( :Y_PesoMúsculo ),
  Effects(
    :bloq & Random,
    :A,
    :Rep[:A] & Random,
    :B,
    :Rep[:B] & Random,
    :A * :B,
    :Rep * :B[:A] & Random,
    :C,
    :A * :C,
    :B * :C,
    :A * :B * :C
  ),
  Personality( "Standard Least Squares" ),
  Method( REML )
);
```

4.14.3. Tabla de ANOVA teórica. El cuadro 43, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 43. Tabla de ANOVA MSTATC franjas sub divididas en bloques completos al azar.

Fuente de Variación	Grados de Libertad
Replication	$r-1$
Horizontal Factor A	$a-1$
Error (a)	$(r-1)*(a-1)$
Vertical Factor B	$b-1$
Error (b)	$(r-1)*(b-1)$
A*B	$(a-1)*(b-1)$
Error (c)	$(r-1)*(a-1)*(b-1)$
Subplot Factor C	$c-1$
A*C	$(a-1)*(c-1)$
B*C	$(b-1)*(c-1)$
A*B*C	$(a-1)*(b-1)*(c-1)$
Error (d)	$a*b*(r-1)*(c-1)$

4.14.4. Tabla de resultados. El cuadro 44, muestra la tabla de ANOVA de MSTATC que es usada como referencia de comprobación de los resultados de JMP.

Cuadro 44. Tabla de ANOVA MSTATC franjas sub divididas en bloques completos al azar.

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	1	605.010	605.010	11.0877	0.0447
2	Horizontal Factor A	3	223.115	74.372	1.3630	0.4026
-3	Error (a)	3	163.698	54.566		
4	Vertical Factor B	3	2145.448	715.149	7.1547	0.0702
-5	Error (b)	3	299.865	99.955		
6	AB	9	298.677	33.186	0.6883	
-7	Error (c)	9	433.927	48.214		
8	Subplot Factor C	2	447.438	223.719	3.1099	0.0583
10	AC	6	367.979	61.330	0.8535	
12	BC	6	644.396	107.399	1.4930	0.2121
14	ABC	18	1050.854	58.381	0.8115	
-15	Error (d)	32	2302.000	71.938		

Una vez abierto el archivo en JMP 8, se debe ir a la séptima opción de izquierda a derecha del menú principal denominada “Analyze”, ubicada en la parte superior del programa o presionar Alt+A, e ingresar en la cuarta opción “Fit Model”, una vez abierta esta opción se deben ingresar las variables

La figura 14, muestra ventana de “Fit Model” y como deben quedar introducidos los factores en el cuadro “Construct Model Effects”.

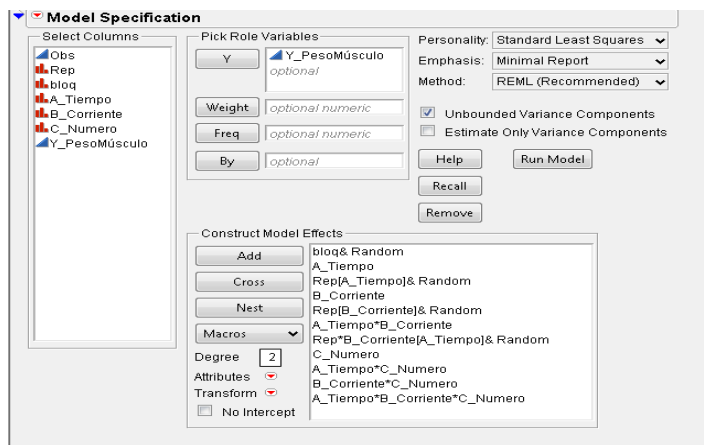


Figura 14. Fit Model franjas sub divididas en bloques completos al azar.

Cuadro 45. Pruebas de efectos franjas sub divididas en bloques completos al azar.

Source	Nparm	DF	DFDen	F Ratio	Prob > F
A	3	3	3	1,3630	0,4026
B	3	3	3	7,1547	0,0702
A*B	9	9	9	0,6883	0,7066
C	2	2	32	3,1099	0,0583
A*C	6	6	32	0,8525	0,5397
B*C	6	6	32	1,4930	0,2121
A*B*C	18	18	32	0,8115	0,6743

4.14.5. Interpretación de resultados. Según los resultados obtenidos en la cuadro 45, no existen diferencias significativas a nivel de confianza de un 95%, para ningunos de los factores y sus interacciones.

4.15. Resumen de los resultados. El cuadro 46 muestra los resultados obtenidos de las dos herramientas estadísticas utilizadas en este estudio para cada uno de los 14 diseños experimentales, se destaca que no existen diferencias significativas al comparar los resultados obtenidos.

Cuadro 46. Cuadro comparativo JMP V/S STAT-C.

Diseño	G.de L. JMP 8	G.de L. MSTAT-C	Resid. JMP 8	Resid. MSTAT-C	Razón de F	Signifi- cancia	Interpre- tación
2.4.1	4	4	37,66667	37,667	1,000	0,500	n.s.
2.4.2	28	28	0,21080	0,211	0,999	0,501	n.s.
2.4.3	21	21	0,01446	0,014	1,033	0,471	n.s.
2.4.4	14	14	0,01750	0,018	0,972	0,521	n.s.
2.4.5	14	14	0,01750	0,018	0,972	0,521	n.s.
2.4.6	7	7	0,01643	0,016	1,027	0,487	n.s.
2.4.7	48	48	79,26042	79,260	1,000	0,500	n.s.
2.4.8	44	48	68,99527	79,260	0,870	0,678	n.s.
2.4.9	32	48	71,93750	71,938	1,000	0,491	n.s.
2.4.10	47	47	68,07420	68,074	1,000	0,500	n.s.
2.4.11	44	44	68,9953	68,995	1,000	0,500	n.s.
2.4.12	31	31	71,9375	71,938	1,000	0,500	n.s.
2.4.13	32	32	71,9375	71,938	1,000	0,500	n.s.
2.4.14	32	32	71,9375	71,938	1,000	0,500	n.s.

5. CONCLUSIONES.

Sobre la base del trabajo realizado se puede concluir que fue posible sistematizar en dos programas computacionales estadísticos operados mediante interfaces de opciones que no requieren de programación de lenguajes de sintaxis, uno gratuito denominado MSTAT-C versión 3.0 y uno comercial denominado JMP versión 8, el desarrollo completo de los procedimientos computacionales correspondientes a los diseños experimentales aplicados con frecuencia en las ciencias agropecuarias, abarcando desde la tabulación de los datos hasta los análisis de varianza de los mismos.

El programa computacional gratuito de análisis estadístico MSTAT-C 3.0 opera sobre una interface de opciones desplegada en una ventana del sistema operativo DOS, lo cual dificulta en cierta medida el manejo de los archivos de datos. A su vez, este programa solamente procesa datos de diseños balanceados de efectos fijos calculando sumas de cuadrados tipo I o secuenciales lo cual restringe en cierta medida la flexibilidad de los modelos estadísticos analizados.

El programa computacional comercial de análisis estadístico JMP 8 opera sobre una interface de Windows, lo cual facilita su manejo tanto de los archivos de datos como el análisis y despliegue de resultados. Este programa procesa datos de diseños balanceados y no balanceados de efectos fijos y aleatorios calculando sumas de cuadrados tipo III y también tipo I o secuenciales, además permite definir la distribución del residual del modelo analizado, lo cual le otorga una amplia flexibilidad de análisis de diferentes tipos de modelos estadísticos.

No se evidenciaron diferencias estadísticamente significativas entre las razones de varianzas de los residuales globales de los diseños experimentales analizados mediante los programas computacionales de análisis estadísticos MSTAT-C y JMP 8.

Como proyección del estudio se propone comparar los análisis de diseños experimentales de mayor complejidad con programas computacionales gratuitos que se manejen en ambiente Windows como por ejemplo el programa R de CRAN.

6. RESÚMEN.

Se realizó la comparación de dos programas computacionales de análisis estadísticos, uno gratuito operado por medio de una interface DOS denominado MSTAT-C versión 3.0 y otro comercial operado mediante Windows denominado JMP 8.

En el estudio se comprobó la mayor flexibilidad de manejo y de análisis estadísticos del programa JMP 8, en el sentido que permitió analizar diseños experimentales balanceados y no balanceados con factores fijos y aleatorios mediante sumas de cuadrados tipo III y tipo I o secuenciales. El Programa MSTAT-C 3 solamente permitió analizar diseños experimentales balanceados de factores fijos mediante sumas tipo I o secuenciales.

Además el programa JMP 8 permite analizar modelos estadísticos incluyendo la definición de la distribución del residual del modelo y calculando estimadores BLUP de los factores aleatorios del modelo estadístico analizado.

Sobre las evidencias obtenidas a partir de los resultados se pudo concluir que no existen diferencias estadísticamente significativas entre las razones de varianzas de los residuales globales de los diseños experimentales analizados mediante los programas computacionales de análisis estadísticos MSTAT-C y JMP 8.

Como proyección del estudio se propone comparar los análisis de diseños experimentales de mayor complejidad con programas computacionales gratuitos que se manejen en ambiente Windows como por ejemplo el programa R de CRAN.

7. SUMMARY

A comparison was made between two computer based statistical software packages, one of them available for downloading for free from Internet, named MSTAT-C version 3.0, operated through a DOS interface, and a commercial one operated by Windows called JMP 8.

In the study was possible to prove the better flexibility of manage and statistical analysis of the JMP 8 software, in the sense that it permitted to analyze balanced and non balanced experimental designs with fixed and random effects by adding squares type III and I or in sequence. The MSTAT-C 3 software only permitted to analyze balanced experimental designs of fixed effects by adding squares type I or sequential.

Furthermore, the JMP 8 software permits to analyze statistical models, including the definition of the distribution of the residual of the model and to calculate the BLUP estimators of the random effects of the analyzed statistical model.

Concerning to the evidences obtained from the results, it could be concluded that there is no differences, statically significant, between the reasons for variance of the global residuals of the analyzed experimented designs through the statistical software packages MSTAT – C and JPM 8.

As a projection of the study, it is proposed to compare the analyses of experimental designs of more complexity with software for free that are compatible with Windows, for example, the R - CRAN software.

8. LITERATURA CITADA.

- Ackoff, R.** 1953. The Design of Social Research, University of Chicago, United States of America.
- Anderson, J., B. H. Durston y M. Poole.** 1993. Redacción de Tesis y Trabajos Escolares, 15ª. reimp., Ed. Diana, México.
- Arnau, J.** 1980 Psicología Experimental, 3ª. reimp., Ed. trillas, México.
- Arias, F.** 1986. Introducción a la Técnica de Investigación en ciencias de la Administración y del Comportamiento, 3ª. ed., Ed. Trillas, México.
- Avila, H. L.** 1999. Determinación de la Productividad Total del Sector de Servicios de Impresión en Cd. Cuauhtémoc, Chih. Tesis M. C., Instituto Tecnológico de Cd. Juárez, Cd. Juárez, Chih.
- Baena, G.** 1997. Instrumentos de Investigación, 22ª. reimp., Ed. Editores Unidos Mexicanos, México.
- Baena, G.** 1988. Manual para elaborar trabajos de Investigación Documental, 33ª. reimp., Ed. Editores Unidos Mexicanos, México.
- Baker, T. L.** 1997. Doing Social Research, 2ª. ed., Ed. McGraw-Hill, United States of America.
- Berenson, M. L. y D. M. Levine.** 1994. Estadística para Administración y Economía, Ed. McGraw-Hill, México.
- Box, P.; Hunter and W.; Hunter, J.** 1988. Estadística para investigadores. Introducción al diseño de experimentos, análisis de datos y construcción de modelos - Barcelona:Editorial Reverté.
- Bricker, B.** 1990. User's guide to MSTAT-C. a software program for the design, management and analysis of agronomic research experiments. Michigan State University. U.S.A.
- Briones, G.** 1995. Métodos y Técnicas de Investigación para las Ciencias Sociales, 2ª. reimp., Ed. Trillas, México.
- Bunge, M.** 1983. La Investigación Científica, 2ª. ed., Ed. Ariel, México.

- Campbell, D. T. y J. C. Stanley.** 1966. *Experimental and Quasiexperimental Designs for Research*, Rand McNally and Company, United States of America.
- Carmines, E. and R. Zeller.** 1979. *Reliability and Validity Assessment*, Sage, Beverly Hills, Calif.. United States of America.
- Castro, L.** 1982. *Diseño Experimental sin Estadística*, 4ª. reimp., Ed. Trillas, México.
- Cochran, W. G. and Cox, G. M.** 1957, *Experimental Designs*, Second Edition, New York: John Wiley & Sons.
- Cohen, R. W.** 1997. *AlphaGraphics Global Ambassador*, Printing Industry, International Franchise Asociation, United States of America.
- Dankhe, G. L.** 1989 “Investigación y Comunicación,” en C. Fernández-Collado y G. L. Dankhe (comps.), *La Comunicación Humana: Ciencia Social*, Ed. McGraw--Hill, México
- D’Ary, L., Ch. Jacobs y A. Razavieh.** 1982. *Introducción a la Investigación Pedagógica*, 2ª. ed., Ed. Interamericana, México.
- De Gortari, E.** 1985. *Metodología General y Métodos Especiales*, Ed. Océano, México.
- De Valecio M. y R. Viveiros.** 1996. “Un nuevo escenario para la industria gráfica brasileña,” *Artes Gráficas*, México, Vol. 30 Núm. 5, p. 18
- Fernández, P. y H. L. Avila.** 1994. *Guía para la elaboración de monografías en el Instituto Tecnológico de Cd. Cuauhtémoc*, Cuauhtémoc, Chih.
- Fleitman, J.** 1998. *Evaluación Integral*, Ed. McGraw-Hill, México.
- Franklin, E. B.** 1997. *Organización de Empresas*, Ed. McGraw-Hill, México.
- Gallardo, J.** 1998. *Formulación y Evaluación de Proyectos*, Ed. McGraw-Hill, México.
- Garza, A.** 1988. *Manual de Técnicas de Investigación para Estudiantes de Ciencias Sociales*, 7ª. reimp., Ed. Harla, México.
- Gilbert, X. y P. Strebel.** 1994. “Desarrollo de la Ventaja Competitiva.” En H. Mintzberg y J. B. Quinn. *El Proceso Estratégico*, 2ª. ed. Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Glass, G. y J. S. Stanley.** 1994. *Métodos Estadísticos aplicados a las Ciencias Sociales*, Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Gutiérrez, H.** 1998. *Calidad Total y Productividad*, Ed. McGraw-Hill, México.

- Hempel, C. G.** 1952. Fundamentals of concepts formation in empirical science, University of Chicago, United States of America.
- Heinz Dieterich** 1997. Nueva Guía para la Investigación Científica, Ed. Ariel, México.
- Hernández, R., C. Fernández y P. Baptista.** 1994. Metodología de la Investigación, Ed. McGraw-Hill, México.
- Hill, Ch. W. y G. R. Jones.** 1998. Administración Estratégica, 3ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México.
- Hopkins, K., B. R. Hopkins y G. V. Glass.** 1997. Estadística Básica para las Ciencias Sociales y del Comportamiento, 3ª. ed., Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Holguín, F. y L. Hayashi.** 1993. Estadística, Ed. Diana, México.
- INEGI.** 1999. “Estadísticas Económicas,” Balanza Comercial de México, México.
- INEGI.** 1994. “XIV Censo Industrial, Industrias manufactureras, extractivas y de electricidad,” Censos económicos 1994, México.
- Koyré, A.** 1984. Estudios de Historia del Pensamiento Científico. 6ª. ed., Siglo veintiuno editores, México.
- Kazmier, L. J.** 1998. Estadística aplicada a la Administración y a la Economía, 3ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México.
- Kemphorne, O.** The Design and Analysis of Experiments. John Wiley and Sons. , New York, 1952, p.10
- Kerlinger, F.** 1983. Investigación del Comportamiento. Técnicas y Metodología, 2ª. ed., Ed. Interamericana, México.
- Khun, T. S.** 1970. The Structure of Scientific Revolutions, 2ª. ed., University of Chicago, United States of America.
- Lee, W. R.** 1997. A Study of the Profit-Based Quality-Productivity Relationship model and Its Application in Taiwan’s Manufacturing Industries, Ph. D. Dissertation, Texas Tech University, Industrial Engineering Department, 261 p.
- Leedy, P.** 1993. Practical Research Planning and Design, 5ª. ed., Ed. McGraw-Hill, United States of America.

- Levin, R. I. y D. S. Rubin.** 1996. Estadística para Administradores, 6ª. ed., Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- McGuijan, F. J.** 1996. Psicología Experimental, 6ª. ed., Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Mendieta, A.** 1982. Tesis Profesionales, 15ª. reimp., Ed, Porrúa, México.
- Mintzberg, H.** 1978. "Patterns in Strategy Formulation," Management Science, United States of America, 24, p. 934-948.
- Montgomery, D.** 1993. Diseño y Análisis de Experimentos, Ed. Iberoamericana, México.
- Nadler, D. y M. L. Tushman** 1999. El Diseño de la Organización como Arma Competitiva, Universidad de Oxford.
- Neter, J., Wasserman, W., and Kutner, M. H.** 1990, Applied Linear Statistical Models, Third Edition, Homewood, IL: Irwin.
- Pacific Western University.** 1998. Instructions for Doctoral Candidates, Calif., United States of America
- Rojas, S.** 1980. Guía para realizar Investigaciones Sociales, Universidad Nacional Autónoma de México, México.
- Rodríguez, A. y I. Pérez.** 1995. La Investigación experimental en Ciencias Sociales, 2ª. ed., Ed. Trillas, México.
- Sandoval, D.** 1997. "Diseño y Desarrollo de una Tesis de Grado." Conferencia y Asesorías. Instituto Tecnológico de Cd. Juárez. Juárez, Chih.
- SAS Institute Inc.** 2010. SAS/STAT® 9.22 User's Guide. Cary, NC: SAS Institute Inc. <http://support.sas.com/documentation/cdl/en/statug/63347/HTML/default/viewer.htm#titlepage.htm>. Fecha de consulta 15 de agosto 2010.
- Schettino, M.** 1994. Tratado de Libre Comercio, Ed. Iberoamericana, México.
- Schmelkes, K.** 1988. Manual de Técnicas de Investigación, Ed. Harla, México.
- Solomon, P. R.** (1992). Guía para redactar Informes de Investigación, Ed. Trillas, México.
- Stevens, S. J.** (1951). "Mathematics, Measurement and Psychophysics," S. J.
- Summers, G. F.** (1982). Medición de Actitudes, 2ª. reimp., Ed. Trillas, México.

- Tenorio, J.** (1992). *Técnicas de Investigación Documental*, 3ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México.
- Van Dalen, D. B. y W. J. Meyer** (1986). *Manual de Técnicas de Investigación Educativa*, 3a. reimp., Ed. Paidós Educador, México.
- Van Horne, J.** (1993). *Administración Financiera*, 9ª. ed., Ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Webster, A.** (1998). *Estadística aplicada a la Empresa y a la Economía*, 2ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México.
- Wierers, R.** (1993). *Investigación de Mercados*, ed. Prentice-Hall Hispanoamericana, México.
- Walpole, R. E. y R. H. Myers** (1996). *Probabilidad y Estadística*, 4ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México.
- Wallace, W.** (1971). *The Logic of Science in Sociology*, Ed. Aldine, Chicago, United States of America.
- Yin, G.** (1994). *Globalización, Estrategias para obtener una Ventaja Competitiva Internacional*, 1ª. reimp., Ed. Norma, México.
- Yurén, M. T.** (1982). *Leyes, Teorías y Modelos*, Ed. Trillas, México.
- Zorrilla, S. y M. Torres** (1994). *La Tesis*, 2ª. ed., Ed. McGraw-Hill, México. Zorrilla, S. (1985).

9. ANEXOS

1. Datos utilizados en cual ilustra el uso de PROC ANOVA guía de usuario 9.22 SAS/STAT.

Bloq	A_Factor	Y_Rndto
bloq_1	A	112
bloq_1	B	130
bloq_1	C	106
bloq_2	A	139
bloq_2	B	143
bloq_2	C	112
bloq_3	A	124
bloq_3	B	134
bloq_3	C	116

2. Datos de Neter, Wasserman y Kutner (1990, p. 941)

REP	bloq_NivelDolor	A_Codeina	B_Acupuntura	Y_Alivio
R1	bloq_1	A_1	B_1	0
R1	bloq_1	A_2	B_1	0,5
R1	bloq_1	A_1	B_2	0,6
R1	bloq_1	A_2	B_2	1,2
R2	bloq_2	A_1	B_1	0,3
R2	bloq_2	A_2	B_1	0,6
R2	bloq_2	A_1	B_2	0,7
R2	bloq_2	A_2	B_2	1,3
R3	bloq_3	A_1	B_1	0,4
R3	bloq_3	A_2	B_1	0,8
R3	bloq_3	A_1	B_2	0,8
R3	bloq_3	A_2	B_2	1,6
R4	bloq_4	A_1	B_1	0,4
R4	bloq_4	A_2	B_1	0,7
R4	bloq_4	A_1	B_2	0,9
R4	bloq_4	A_2	B_2	1,5
R5	bloq_5	A_1	B_1	0,6
R5	bloq_5	A_2	B_1	1
R5	bloq_5	A_1	B_2	1,5
R5	bloq_5	A_2	B_2	1,9
R6	bloq_6	A_1	B_1	0,9

Continuación de los datos correspondientes al anexo 2.

R6	bloq_6	A_2	B_1	1,4
R6	bloq_6	A_1	B_2	1,6
R6	bloq_6	A_2	B_2	2,3
R7	bloq_7	A_1	B_1	1
R7	bloq_7	A_2	B_1	1,8
R7	bloq_7	A_1	B_2	1,7
R7	bloq_7	A_2	B_2	2,1
R8	bloq_8	A_1	B_1	1,2
R8	bloq_8	A_2	B_1	1,7
R8	bloq_8	A_1	B_2	1,6
R8	bloq_8	A_2	B_2	2,4

3. Datos utiliza de Cochran y Cox (1957, p. 176).

Obs	Rep	bloq	A_Tiempo	B_Corriente	C_Numero	Y_PesoMúsculo
1	R1	blo_1	A1	B1	C1	72
2	R1	blo_1	A1	B1	C2	74
3	R1	blo_1	A1	B1	C3	69
4	R1	blo_1	A1	B2	C1	61
5	R1	blo_1	A1	B2	C2	61
6	R1	blo_1	A1	B2	C3	65
7	R1	blo_1	A1	B3	C1	62
8	R1	blo_1	A1	B3	C2	65
9	R1	blo_1	A1	B3	C3	70
10	R1	blo_1	A1	B4	C1	85
11	R1	blo_1	A1	B4	C2	76
12	R1	blo_1	A1	B4	C3	61
13	R1	blo_1	A2	B1	C1	67
14	R1	blo_1	A2	B1	C2	52
15	R1	blo_1	A2	B1	C3	62
16	R1	blo_1	A2	B2	C1	60
17	R1	blo_1	A2	B2	C2	55
18	R1	blo_1	A2	B2	C3	59
19	R1	blo_1	A2	B3	C1	64
20	R1	blo_1	A2	B3	C2	65
21	R1	blo_1	A2	B3	C3	64

Continuación de los datos correspondientes al anexo 3.

22	R1	blo_1	A2	B4	C1	67
23	R1	blo_1	A2	B4	C2	72
24	R1	blo_1	A2	B4	C3	60
25	R1	blo_1	A3	B1	C1	57
26	R1	blo_1	A3	B1	C2	66
27	R1	blo_1	A3	B1	C3	72
28	R1	blo_1	A3	B2	C1	72
29	R1	blo_1	A3	B2	C2	43
30	R1	blo_1	A3	B2	C3	43
31	R1	blo_1	A3	B3	C1	63
32	R1	blo_1	A3	B3	C2	66
33	R1	blo_1	A3	B3	C3	72
34	R1	blo_1	A3	B4	C1	56
35	R1	blo_1	A3	B4	C2	75
36	R1	blo_1	A3	B4	C3	92
37	R1	blo_1	A4	B1	C1	57
38	R1	blo_1	A4	B1	C2	56
39	R1	blo_1	A4	B1	C3	78
40	R1	blo_1	A4	B2	C1	60
41	R1	blo_1	A4	B2	C2	63
42	R1	blo_1	A4	B2	C3	58
43	R1	blo_1	A4	B3	C1	61
44	R1	blo_1	A4	B3	C2	79
45	R1	blo_1	A4	B3	C3	68
46	R1	blo_1	A4	B4	C1	73
47	R1	blo_1	A4	B4	C2	86
48	R1	blo_1	A4	B4	C3	71
49	R2	blo_2	A1	B1	C1	46
50	R2	blo_2	A1	B1	C2	74
51	R2	blo_2	A1	B1	C3	58
52	R2	blo_2	A1	B2	C1	60
53	R2	blo_2	A1	B2	C2	64
54	R2	blo_2	A1	B2	C3	52
55	R2	blo_2	A1	B3	C1	71
56	R2	blo_2	A1	B3	C2	64
57	R2	blo_2	A1	B3	C3	71

Continuación de los datos correspondientes al anexo 3.

58	R2	blo_2	A1	B4	C1	53
59	R2	blo_2	A1	B4	C2	65
60	R2	blo_2	A1	B4	C3	66
61	R2	blo_2	A2	B1	C1	44
62	R2	blo_2	A2	B1	C2	58
63	R2	blo_2	A2	B1	C3	54
64	R2	blo_2	A2	B2	C1	57
65	R2	blo_2	A2	B2	C2	55
66	R2	blo_2	A2	B2	C3	51
67	R2	blo_2	A2	B3	C1	62
68	R2	blo_2	A2	B3	C2	61
69	R2	blo_2	A2	B3	C3	79
70	R2	blo_2	A2	B4	C1	60
71	R2	blo_2	A2	B4	C2	78
72	R2	blo_2	A2	B4	C3	82
73	R2	blo_2	A3	B1	C1	53
74	R2	blo_2	A3	B1	C2	50
75	R2	blo_2	A3	B1	C3	61
76	R2	blo_2	A3	B2	C1	56
77	R2	blo_2	A3	B2	C2	57
78	R2	blo_2	A3	B2	C3	56
79	R2	blo_2	A3	B3	C1	56
80	R2	blo_2	A3	B3	C2	56
81	R2	blo_2	A3	B3	C3	71
82	R2	blo_2	A3	B4	C1	56
83	R2	blo_2	A3	B4	C2	58
84	R2	blo_2	A3	B4	C3	69
85	R2	blo_2	A4	B1	C1	46
86	R2	blo_2	A4	B1	C2	55
87	R2	blo_2	A4	B1	C3	64
88	R2	blo_2	A4	B2	C1	56
89	R2	blo_2	A4	B2	C2	55
90	R2	blo_2	A4	B2	C3	57
91	R2	blo_2	A4	B3	C1	64

Continuación de los datos correspondientes al anexo 3.

92	R2	blo_2	A4	B3	C2	66
93	R2	blo_2	A4	B3	C3	62
94	R2	blo_2	A4	B4	C1	59
95	R2	blo_2	A4	B4	C2	58
96	R2	blo_2	A4	B4	C3	88