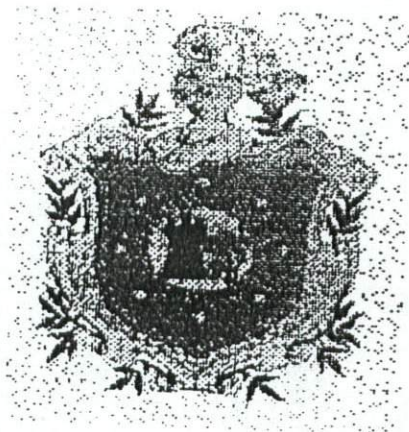


UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE NICARAGUA
UNAN - LEON

FACULTAD DE CIENCIAS.
DEPARTAMENTO DE ESTADISTICA



APLICACION DE UN ANALISIS DE VARIANZA EN UN DISEÑO BIFACTORIAL
PARA LA COMPARACION DE CINCO NIVELES DE DEFOLIACION EN
PLANTAS DE TEMPATE

TRABAJO MONOGRAFICO
PARA OPTAR AL TITULO DE LICENCIADO EN ESTADISTICA.

PRESENTADO POR:

Br. Jorge Luis Rojas Lanuza
Br. Kent Forbes Molina

TUTOR:
Lic. Consuelo Flores.

Julio del 2000
LEON, NICARAGUA



180.085

C.5

EST
378.2
R741a
2000

INDICE

contenido.....	pag
I Introducción.....	1
II objetivo.....	3
III Marco teórico.....	4
3.1 Repetición.....	4
3.2 Aleatorización.....	5
3.3 Análisis por bloque.....	5
3.4 Definiciones importantes en los diseño de experimento.....	6
3.4.1 Experimento.....	6
3.4.2 Diseño de experimento.....	6
3.4.3 Unidad experimental.....	6
3.4.4 Un experimento diseño.....	7
3.4.5 Error experimental.....	7
3.4.6 Tratamientos experimentales.....	7
3.4.7 Experimento factorial.....	7
3.5 Ventaja de los factoriales.....	8
3.6 Desventaja de los factoriales.....	8
3.7 Técnicas para reducir el error experimental.....	8
3.8 Pasos para diseñar un experimento.....	9
3.9 Definiciones esenciales en el diseño de experimento.....	9
3.9.1 Nivel.....	9
3.9.2 Factores.....	9

3.9.3 Interacción.....	9
3.9.4 Efecto principal.....	10
3.10 Definición del modelo.....	10
3.10.1 Análisis de varianza (ANAVA).....	11
3.11 Hipótesis.....	12
3.12 Supuestos del ANAVA.....	12
3.13 Validación del modelo.....	12
3.13.1 Normalidad.....	13
3.13.2 Homogeneidad.....	13
3.13.3 Independencia.....	14
3.14 Comparaciones media.....	15
3.14 Prueba de rango múltiple de SNK.....	15
3.16 Método para el manejo de datos perdidos para el análisis.....	16
IV Hipótesis.....	18
V Materiales y métodos.....	19
5.1 Las variables en estudio son las siguiente.....	20
5.2 Programas de aplicación.....	20
5.3 Métodos.....	21
VI Resultados.....	22
VII Discusión de resultados.....	26
VIII Conclusiones.....	28
IX Recomendaciones.....	29
X Bibliografía.....	30
XI Anexos.....	31

DEDICATORIA

**AGRADEZCO A DIOS TODO PODEROSO POR HABERME PERMITIDO
DAR ESTE PASO.**

**CON PROFUNDO RESPETO Y ADMIRACION AGRADEZCO TAMBIEN A
MIS PADRES Y A MIS HERMANAS QUIENES ME BRINDARON SU APOYO
COMPRESION Y CARIÑO ASI COMO A TODO Y CADA UNO DE LOS
PROFESORES QUE CON SU PACIENCIA Y EMPEÑO ME IMPARTIERON
SUS CONOCIMIENTO EN PARTICULAR A NUESTRA TUTORA QUE CON
SU PACIENCIA Y AMABILIDAD INCOMPARABLE NOS BRINDO SU
MANO AMIGA PARA QUE NOSOTROS PUDIERAMOS DAR ESTE PASO
ELLA ES CONSUELO FLORES**

**CON RESPETO Y CARIÑO
JORGE LUIS ROJAS LANUZA**

*DEDICO ESTE TRABAJO A MIS PADRES QUE AN CIDO EL PILAR
DEL CUAL ME SOSTUVE PARA LLEGAR A ESTA META EN ESPECIAL
A MI PADRE Y ESPERO PODER AGRADECER ESTE SACRIFICIO QUE
HIZO POR MI.*

*TAMBIEN A MI HIJA ALISON FERNANDA ROJAS ESPINOZA YA QUE
FUE PARTE DE MI INSPIRACION YA QUE ES PARTE DE MI VIDA.*

*CON AMOR
JORGE LUIS ROJAS LANUZA.*

DEDICATORIA

A DIOS:

Porque fuiste tu el inseparable amigo, que me guio por un camino tan
dificil de cruzar , pero deposite en ti todas mis esperanzas
final.

A MIS PADRES:

Quienes son lo mas grande de este mundo y de mi corazon , con su
esfuerzo y cariño han hecho posible que yo viviera este momento de
de mi carrera , que me dieron la vida y que con sus esfuerzos
hicieron posible mi formacion profecional.

AGRADECIMIENTO

A MIS PROFESORES:

Que nos impartieron sus enseñanzas durante todo el periodo desde que iniciamos, ya que fue un requisito para optar a concluir esta carrera y especialmente a la profesora Consuelo Flores, por habernos brindado su atención y tiempo como guía en la realización del presente trabajo monográfico.

I INTRODUCCIÓN

La crisis energética mundial ha venido creciendo cada año, afectando todo los países del mundo, principalmente ha aquellos países sub-desarrollados y en vías de desarrollo, de tal manera que se investigan y se desarrollan nuevas alternativas como fuentes energéticas. Entre las alternativas encontradas está uso aceite vegetal como combustible.

Los países tropicales son ricos en especie silvestre con valor económico potencial entre ellos tenemos a la planta *Jatropha Curcas*, comúnmente conocida como tempate, la que pertenece a la familia *Euphorbiaceae*, es un arbusto ramífero o árbol pequeño de 2-5 metros de alto, muy común en matorrales de tierra caliente.

Es una planta nativa de América Central y ancestralmente utilizada por la población nicaragüense para curar sus males, principalmente el gusanillo, conocido por los médicos como escarbiasis.

Además del uso medicinal, al tempate se atribuye determinadas propiedades como plaguicida biológico, ejerciendo efectos sobre varias plagas como: insectos, nematodos, hongos, caracoles; dependiendo de la parte que se use.

Lamentablemente, a pesar de las ventajas potenciales que presenta esta planta, se poseen pocos estudios sobre los daños que provocan las plagas. Por lo que es necesario realizar estudios sobre la resistencia a insectos plagas y enfermedades.

Este trabajo es parte de las investigaciones experimentales que se llevo acabo el sub-proyecto PANTAMORUS que tiene como fin simular el daño que puede realizar un insecto en una planta de un mes de desarrollo.

Nuestro propósito es evaluar los datos del experimento por la Lic. Conny Narváez como un sub-proyecto el cual se efectuó en la parcela agro biológica UNAN-LEON.

Estos datos fueron recolectados en el período, comprendido entre Agosto-Diciembre de 1995.

II OBJETIVOS

OBJETIVOS GENERAL

- ❖ Determinar el nivel de defoliación que puede soportar una planta de tempate recién plantada.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- ❖ Comparar los diferentes niveles de defoliación en las plantas de tempate recién plantada.

- ❖ Determinar el nivel que más influye en el crecimiento de la planta

III MARCO TEÓRICO

Los tres principios básicos en el diseño de un experimento son la obtención de réplicas, aleatorización y análisis.

3.1 REPETICIÓN

La réplica se refiere a una repetición del experimento que un tratamiento debe ser repetitivo o asignado a unidades experimentales diferentes por lo menos una vez para obtener un estimador del error experimental y permitir un análisis del efecto de los tratamientos.

La repetición de un experimento en el tiempo y en diferentes unidades incrementa el rango de la validez de las conclusiones que se dan. Los experimentos factoriales tienen la ventaja de estudiar los efectos de un factor simultáneamente con los efectos de otros factores, esto también permite aumentar el rango de validez de las conclusiones.

La naturaleza de la variación al azar solo se puede describir mediante observaciones repetidas en las mismas condiciones en las cuales se controlan las variaciones sistemáticas.

2 ALEATORIZACION

Se entiende por aleatorización el hecho de que tanto la asignación del material experimental como el orden en que se realizan las pruebas individuales o ensayos se determinan al azar. Además, al aleatorizar adecuadamente el experimento, se ayuda a eliminar los efectos de factores extraños que pudieran estar presente.

Esto es fundamental en el diseño de experimento ya que

- Previene la existencia de sesgo.
- Evita la dependencia entre observaciones.
- Confirma la validez de los procedimientos estadísticos más comunes.

3 ANÁLISIS POR BLOQUE

Es una técnica que se usa para incrementar la precisión del experimento.

Un bloque es una porción del material experimental que sea más homogénea que el total de material.

Se refiere a la cantidad de balanceo bloqueo y agrupamiento de las unidades experimentales que se emplea en el diseño adoptado.

Su función es hacer el diseño experimental más eficiente, así como, reducir la magnitud de la estimación del error experimental, también reduce la variabilidad por la comparación de los tratamientos.

3.4 Definiciones importantes en los diseños de experimentos.

3.4.1 Experimento.

Un experimento estudia el efecto que sobre una variable de interés, tiene un conjunto de otras variables, factores o tratamientos.

*** 3.4.2 Diseño de experimento.**

Diseñar un experimento, significa planear un experimento de modo que se reúna la información que sea pertinente al problema bajo investigación.

Un diseño de experimento es, entonces, la secuencia completa de pasos tomados de antemano para asegurar que los datos obtenidos a partir de él permita un análisis objetivo que conduzca a deducciones válidas con respecto al problema establecido.

3.4.3 Unidad experimental

Es el objeto al que se aplica el tratamiento (que puede ser la combinación de muchos factores) y en el que se mide y se analiza la variable que se investiga.

3.4.4 Un experimento diseño

Es una prueba o serie de pruebas en las cuales se inducen a cambios deliberados en las variables de entrada de un proceso o sistema, de manera que sea posible observar e identificar las causas de los cambios en las respuestas de salida.

3.4.5 Error experimental

Describe el fracaso de llegar a resultados idénticos con dos unidades experimentales tratadas idénticamente.

Se puede distinguir dos fuentes principales de errores experimentales: La variabilidad inherente al material experimental al cual se aplica los tratamientos.

La falta de uniformidad en la conducción física del experimento.

3.4.6 Tratamientos experimentales

Se usa el término tratamiento para denominar los diferentes procesos cuyos efectos van a ser medidos y comparados.

3.4.7 Experimento factorial

Es aquel en donde un factor se prueba a diferentes niveles de otro factor.

3.5 Ventaja de los factoriales

- Se logra una gran eficiencia en el uso de los recursos experimentales disponibles. Se obtiene información respecto a las diversas interacciones.
- Los resultados experimentales son aplicables en un rango más amplio.
- Existe una ganancia debido a la reproducción latente que surge del arreglo factorial.

3.6 Desventaja de los factoriales

- El resultado del experimento y el análisis estadístico es más complejo.
- Si la combinación de tratamientos es grande, la selección de unidades experimentales homogéneas es más difícil.

3.7 Técnica para reducir el error experimental

- Usando material experimental más homogéneo o por estratificación cuidadosa del material disponible.
- Utilizando información proporcionada por variable aleatorias.
- Teniendo más cuidado al dirigir el experimento.
- Usando un diseño experimental más eficiente.

3.8 Pasos para diseñar un experimento

- Seleccionar los factores que vamos a incluir en el experimento.
- Especificar el parámetro poblacional de interés.
- Decidir cuanta información se desea respecto los parámetros de interés.
- Seleccionar los tratamientos que vamos a emplear en el experimento.
- Determinar el número de unidades experimentales que serán asignadas a cada tratamiento.
- Decidir la forma en que los tratamientos deben ser aplicados a las unidades experimentales.

3.9 Definiciones esenciales en el diseño de experimentos factoriales.

3.9.1 Nivel

Es la intensidad asignada a un factor.

3.9.2 Factores

Son las variables experimentales independientes.

3.9.3 Interacción

Es la respuesta diferencial a un factor en combinación con niveles variables de un segundo factor aplicado simultáneamente. Es decir, la interacción es un efecto adicional debido a la influencia combinada de dos (o más) factores.

3.9.4 Efecto principal.

Es una medida del cambio en la variable respuesta correspondiente a cambios en el nivel de un factor promediado sobre todos los niveles de los otros factores.

3.10 Definición del modelo.

El modelo para un diseño factorial se puede escribir de la manera siguiente:

$$Y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + (\alpha\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

donde,

$i=1,2,\dots,a$	niveles del factor A.
$J=1,2,\dots,b$	niveles del factor B.
$K=1,2,\dots,r$	observaciones o repeticiones.

Y_{ijk} = La k-esima observación del i-j esimo tratamiento.

μ = Es la media poblacional a estimar a partir de los datos del experimento.

α_i = Efecto del i-esimo nivel del factor A, a estimar a partir de los datos del experimento.

β_j = Efecto debido al j-esimo nivel del factor B, a estimar a partir de los datos del experimento.

$(\alpha\beta)_{ij}$ = Efecto de interacción entre los factores A y B.

ε_{ijk} = Efecto aleatorio de variación.

3.10.1 Análisis de varianza (ANAVA).

El análisis de varianza es una técnica estadística donde la variación total presente en un conjunto de datos es particionada en varias componentes. Asociada con cada una de estas componentes a una fuente de variación específica, tal que, en el análisis es posible averiguar la magnitud de la contribución de cada una de esas fuentes para la variación total.

La validés del empleo del ANAVA como herramienta de inferencia estadística, está basada en el cumplimiento de un conjunto de suposiciones, las cuales dependen en la manera en que los tratamientos son seleccionados.

TABLA PARA EL ANAVA DE UN BIFACTORIAL

FV	GL	SC	CM	FC
A	a-1	$\sum Y_{i.}^2 / br - FC$	SCA /gl (a)	CMA / CME
B	b-1	$\sum Y_{.j}^2 / ar - FC$	SCB /gl (a)	CMB / CME
AB	(a-1)*(b-1)	$\sum Y_{ij}^2 / r - FC -$ SCA - SCB	SCAB /gl (ab)	CMAB / CME
Error	Diferencia	Diferencia	SCE / gl (e)	
Total	abr - 1	$\sum Y_{ijk}^2 - FC$		

3.11 Hipótesis:

Se quiere probar la hipótesis nula de que todos los grupos o media de tratamiento son iguales, contra la alternativa que al menos un par no es igual, las podemos escribir como:

H_0 : Las medias de los tratamiento del factor A son iguales.

H_1 : Al menos un par de medias de los tratamientos del factor A son diferente

H_0 : Las medias de los tratamientos del factor B son ~~diferentes~~ iguales

H_1 : Al menos un par de medias de tratamientos del factor B son diferente.

H_0 : No existe efecto de interacción significativa de A*B.

H_1 : Existe efecto de interacción significativa de A*B.

3.12 Supuesto del ANAVA:

- ✦ Los términos del error de (estimación) tienen una distribución normal con media cero y varianzas constantes.
- ✦ Los términos del error de (estimación) son independientes.
- ✦ Las varianzas de las diferentes muestras son homogéneas.

3.13 Validación del modelo

Antes de interpretar los resultados del análisis de varianza, debe probarse la adecuación del modelo supuesto. La herramienta principal es el análisis de los residuos, éste es el mismo que se utiliza en regresión.

Una vez construido el modelo, el siguiente paso sería el de verificar si se cumplen los supuestos de normalidad, homogeneidad e independencia.

3.13.1 Normalidad

Una forma para comprobar la suposición de normalidad consiste en hacer un histograma de los residuos, cuya gráfica debe ser semejante a la de una muestra extraída de una distribución normal centrada en cero. Desafortunadamente, a menudo ocurren fluctuaciones considerables cuando las muestras son pequeñas, por lo que una desviación moderada aparente de la normalidad no necesariamente implica una violación seria a las suposiciones. Desviaciones mayores de la normalidad son potencialmente graves y requiere un análisis más profundo.

Otro procedimiento útil consiste en construir una gráfica de probabilidad normal de los residuos. Si la distribución de los errores es normal esta gráfica parecerá una línea recta. Al visualizar dicha línea hay que poner mas énfasis en los valores centrales de la gráfica que en los extremos.

3.13.2 Homogeneidad

Se refiere a que todos los grupos deben de tener varianzas homogéneas, es decir, que las variaciones del error dentro de los tratamientos son homogéneas entre si, de no cumplirse este supuesto no puede aplicarse pruebas paramétricas; por lo cual uno de los primeros pasos en un análisis estadístico suele ser comprobar si se cumplen los supuestos del modelo.

Puesto que el análisis de varianzas tiene como hipótesis nula que todas las muestras provienen de la misma población. Cuando las varianzas no son homogéneas, hay dos posibles alternativas a implementar.

- (a) Separar datos en grupos, de modo que la varianzas de cada grupo sean homogéneas. Luego cada grupo puede utilizarse por separado.
- (b) Transformar los datos, en forma tal, que estos sean homogéneos. Una de las causas mas comunes de heterogeneidad de varianzas es que existe una relación definida entre la media de las muestras y sus varianzas, es decir que existe una correlación positiva entre media y varianzas.

1
2
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
14
15
16
17
18
19
20
21
22
23
24
25
26
27
28
29
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55
56
57
58
59
60
61
62
63
64
65
66
67
68
69
70
71
72
73
74
75
76
77
78
79
80
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
100

... no están
... investigador hace
... detecte ningún
... muy bien reflejarse
... de las

... que todas las
... prueba F
... de muestras la
... particular sea

... prueba F, resulta
... medias muestrales
... reales,
... Existen una
... comparaciones
... naturaleza

Las comparaciones pueden ser realizadas entre pares de medias, entre grupo de tratamientos y dentro de grupo; estas comparaciones son planificadas de antemano antes de obtener los resultados de la investigación.

Existe un conjunto de métodos para hacer las comparaciones de medias de tratamiento.

3.15 Prueba de rangos múltiples de S.N.K

El procedimiento para la realización de la prueba S.N.K (Student-Newman-Keuls), es igual al procedimiento de la prueba de Duncan en cuanto a determinar comparadores teóricos o valores críticos de acuerdo al número de medias de tratamiento involucrado en la comparación, pero su diferencia fundamental es que la prueba de S.N.K utiliza los valores tabulares correspondientes a la tabla de Tukey.

El procedimiento consiste básicamente en calcular.

$$W_p = q_{\alpha, g, l_e, "p"} * S_y ; \dots \text{donde}$$

W_p : Es el valor crítico de S.N.K o la diferencia mínima significativa de acuerdo al criterio de S.N.K.

q : Son los valores tabulares de Tukey, los cuales se determinan con $\alpha = 5\%$ ó 1% ; con "p" número de medias de tratamiento que participan en la comparación de rangos desde "p" = 2, 3, 4, 5... hasta "t" tratamientos en el experimento y los correspondientes grados de libertad del error (g, l_e).

S_y : Es el error estándar de la media; $\sqrt{s^2/r}$

3.16 Método para el manejo de datos perdidos para el análisis.

De vez en cuando ciertas observaciones se pierden, ya sea por no haberlas tomado, ya sea por errores grandes al tomarlas o por accidente. Las omisiones naturalmente afectan al método del análisis.

Con cada uno de los diseños comunes se dan instrucciones de cálculo para analizar los datos que contengan estos tipos de errores.

Cuando faltan ciertas observaciones, el procedimiento correcto es señalar un método matemático para todas las observaciones que hayan.

Las ecuaciones normales de mínimos cuadrados se construyen entonces por el método usual. Estas toman exactamente la forma general como en el caso en el que se tuvieran en cuenta todas las observaciones, esto es

$$(y_{ijk} - m - t_i - b_j) = 0$$

donde

m = valor medio de todas las observaciones del experimento

t_i = el efecto del tratamiento

β_j = el efecto del bloque

y_{ijk} = valores observados

De todas las observaciones cuyas ecuaciones contengan algún parámetro específico por estimar.

Sin embargo, puesto que los términos correspondientes a los valores que están perdidos, no están a la vista en la ecuación, el sistema de ecuaciones pierde algo de la simetría que posee cuando todo lo está y Las soluciones son complicadas.

El método que utilizamos es un método usual de estimación de promedio, que consiste en tomar dos valores anteriores al valor perdido, luego tomamos los dos valores que siguen al dato faltante y así estimamos el valor de los datos faltantes.

RESUMEN

El objetivo de esta investigación es investigar las expresiones

de los factores que influyen en el crecimiento de la

de los factores que influyen en el crecimiento de la

de los factores que influyen en el crecimiento de la

de los factores que influyen en el crecimiento de la

de los factores que influyen en el crecimiento de la

de los factores que influyen en el crecimiento de la

V MATERIALES Y MÉTODOS

La información que estamos utilizando en este estudio la obtuvimos en control biológico del Departamento de Biología, en el mes de Junio del año 2000. Para este estudio nos proporcionaron una base de datos creada con un diseño de campo en el período comprendido entre 1995-1996 con las variables de estudio que son los tiempos de defoliación y niveles de defoliación.

Nuestra base de datos cuenta con una información de 700 casos. Para el primer tiempo de defoliación contamos con 337 datos y para el segundo tiempo de defoliación contamos con 347 datos.

Para los niveles de defoliación están distribuidos de la siguiente manera:

- 0% de defoliación cuenta con (136) datos.
- 25% de defoliación cuenta con (140) datos.
- 50% de defoliación cuenta con (137) datos.
- 75% de defoliación cuenta con (139) datos.
- 100% de defoliación cuenta con (132) datos.

Y los no validos son (16) que serían los datos perdidos.

5.1 Las variables en estudio son las siguientes:

Y : Altura de la planta.

NV :N nivel de defoliación.

T : Tiempo de defoliación.

La variable YT representa la altura de la planta, para los datos transformados a través de la ecuación que representa la inversa de la raíz cuadrada, esto se hizo porque es adecuado cuando existen valores muy extremos por el lado positivo.

La ecuación de la inversa de la raíz cuadrada es la siguiente:

$$1/\sqrt{y}$$

5.2 Programas de aplicación

Para el análisis y procesamiento estadístico de los datos se hizo uso del paquete estadístico SPSS versión 7.5 para Windows, así como el procesador de texto Word'97, para la elaboración del informe final.

5.3 Métodos

El proceso de los datos se hizo a través de:

- Estimación de datos faltantes.
- Un análisis de varianza.
- Gráfico de residuos.
- Aplicación de un modelo de dos factores.
- Comparaciones múltiples.



VI RESULTADOS

Al analizar nuestra base de datos observamos que existen datos faltantes(ver anexo), por lo cual procedimos a estimar los valores a través de métodos usuales de estimación de promedio.

Para estimar, en primer lugar tomamos dos réplicas anteriores al valor perdido, luego tomamos las dos réplicas que siguen al dato faltante después se estimo el promedio, el resultado de esta operación es el valor del dato faltante.

Una vez estimados los datos faltantes procedimos a validar el modelo, en donde pudimos ver que los supuesto de normalidad y homogeneidad no se cumplían por lo cual recurrimos a hacer una transformación mediante la ecuación de la inversa de la raíz cuadrada $1/\sqrt{y}$ para tratar de que los resultados sean más representativo de nuestra población en estudio.

Analizando los supuestos del modelo con los datos ya transformados, se comprobó que se cumplían, en el caso del supuesto de normalidad esto se comprobó mediante el gráfico de probabilidad de los residuos, pero independiente para el nivel de defoliación y el tiempo de defoliación(ver anexo gráfico # 1y2).

Para contrastar el supuesto de homogeneidad, se utilizó el contraste de LEVENE con las siguientes hipótesis:

Ho :Las varianzas son iguales en todos los niveles de defoliación.

Ha :Las varianzas no son iguales en los niveles de defoliación.

Ho : Las varianzas son iguales en los tiempos de defoliación.

Ha :Las varianzas no son iguales en los tiempos de defoliación.

Obteniendo los resultados que siguen.

Contraste de Levene sobre la igualdad de las varianzas error para el tiempo de defoliacion.

	F	gl1	gl2	Sig.
YT	3.099	1	682	.079

Contraste de Levene sobre la igualdad de las varianzas error de los niveles de defoliacion

	F	gl1	gl2	Sig.
YT	.838	4	679	.501

ANALISIS DE VARIANZA: Para contrasta las hipótesis nula de que el tiempo y nivel de defoliación influyen en el crecimiento de la planta así

como, la interacción de ellas de que no existe diferencia significativa contra la alternativa que no influyen y que si existe diferencia.

significativa se obtuvo los siguientes resultados que se detallan a continuación:

ANALISIS DE VARIANZA DEL DISEÑO BIFACTORIAL

Variable dependiente: YT

Fuente	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Intersección	8.786	1	8.786	7627.884	.000
T	5.843E-06	1	5.843E-06	.005	.943
NV	3.833E-02	4	9.582E-03	8.318	.000
T * NV	9.548E-03	4	2.387E-03	2.072	.083
Error	.776	674	1.152E-03		
Total	9.596	684			

a. Calculado con alfa = .05

En el análisis de varianza con los datos ya transformados, notamos que la variabilidad global de la fuente de variación evaluada, tiempo de defoliación, es no significativa, luego observamos que los niveles de defoliación, nos demuestra con un 95% de confianza, que existe efecto significativo.

En el caso de la interacción el valor de $F=2.072$ sugiere un efecto no significativo para un $\alpha=0.05$. Cuando esto ocurre con los factores, indica que los efectos de los factores son independientes entre sí y debe por tanto hacerse conclusiones considerando la independencia de los factores, por lo tanto debe concluirse por separado para los tiempos y niveles.

Con el objeto de conocer cuales son los niveles que causan diferencia significativa procedimos a realizar la prueba de rangos múltiples a través de la prueba de S.N.K., obteniendo los siguientes resultados:

TABLA DE COMPARACIONES MULTIPLES DE LOS NIVELES DE DEFOLIACION

YT

Student-Newman-Keuls

nivel de defoliacion	N	Subconjunto		
		1	2	3
0%	136	.1038		
25%	140	.1081	.1081	
50%	137		.1138	
75%	139		.1148	
100%	132			.1263
Sig.		.295	.226	1.000

La prueba de S.N.K. realizada permite agrupar las diferencias de los niveles evaluados, en 4 categorías estadísticas, claramente diferenciadas. Al aplicar esta prueba a un nivel de confianza del 95% pudimos observar que la diferencia entre medias se comporta de distinta manera.



VII DISCUSION DE LOS RESULTADOS

De manera general si se utilizara un diseño clásico se correría el riesgo de que al existir interacciones estos resultados podrían ser engañosos e ineficientes. En cambio los factoriales permiten estimar las interacciones ya que se cruzan los niveles de los factores para todas las combinaciones posibles, esto hace que el diseño sea mas preciso.

Con relación al supuesto de normalidad, observamos que estos se cumplen (ver anexo gráficos), en el gráfico de la normalidad se asume que existe normalidad pues la distribución de los errores tienen un comportamiento simétrico ósea se ajustan a la recta normal.

En cuanto a la homogeneidad usamos la prueba de LEVENE y pudimos comprobar estos supuesto ya que las significancia obtenida es de .079 para el tiempo de defoliación y 0.501 para los niveles de defoliación por lo tanto aceptamos la hipótesis nula es decir que existe igualdad de varianzas en los niveles y tiempo de defoliación.

El análisis del ANAVA nos demuestra que el tiempo de defoliación es no significativo, por lo tanto afirmamos que no existe un efecto real del tiempo de defoliación en el crecimiento de la planta. Luego los niveles

de defoliación nos refleja que existe efecto significativo entre los niveles de evaluados, esto es considerando la probabilidad de error al $\alpha=0.05$.

Por lo tanto rechazamos la hipótesis nula, ó sea que hay evidencia para decir que más de algunos de los niveles presenta mayor efecto en la altura o desarrollo de la planta, por lo cual se procedió a hacer comparaciones de media a través de método S.N.K.

Al aplicar esta prueba a un nivel de confianza del 95% pudimos observar que la diferencia entre media se comporta de la siguiente manera:

En primer lugar tenemos el 100% de defoliación con un valor de 0.1263, este representa un 73.95 de altura en promedio.

En segundo lugar el grupo constituido por los niveles 75% y 50%, siendo no significativas las diferencias entre sí, con una fijación de 0.1148 y 0.1148 que representa un 96.26 y 96.27 de altura en promedio.

En tercer lugar tenemos el nivel 25% con una fijación de 0.1081, ó sea que esto representa un 106.59 de altura.

En el cuarto orden, la fijación menor se obtuvo con el 0% de defoliación, con un 0.1038 que representa un 115.59 de altura promedio.

VIII CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en el presente trabajo, permite llegar a concluir lo siguiente:

- ◆ Pudimos observar que la planta puede soportar cualquiera de los niveles de defoliación ya que todas las plantas sobrevivieron.
- ◆ Existe diferencia significativa entre los niveles de defoliación.
- ◆ Al comparar los niveles de defoliación a través de la prueba de diferencia de rango múltiple usando el método de S.N.K.

Concluimos que el nivel 0% y 100% de defoliación son los niveles que representan la mayor diferencia en cuanto a la altura de la planta se refiere, ó sea al aplicar el 100% de defoliación el desarrollo de las plantas en este nivel es inferior al desarrollo de las plantas en los demás niveles de defoliación, luego tenemos que en los niveles 75% y 50% no existe diferencia significativa esto quiere decir que al aplicar estos dos niveles la diferencia del crecimiento de la planta no varia significativamente.

IX RECOMENDACIONES

En base, al estudio realizado hacemos la siguiente recomendación:

- ◆ Es conveniente realizar un estudio con la variable florescencia con el objetivo de averiguar, si los niveles de desfoliación afectan la producción de flores en la planta

X BIBLIOGRAFIA

Montgomery, Diseño y Análisis de experimento. Grupo editorial Iberoamericana 1991.

Cochram, W.G y Cox M, Diseños Experimentales. Editorial Trillas México 1981.

Alzina, R. Introducción Conceptual al Análisis Multivariado, Editorial Barcelona 1983.

Ostle, B. Estadística aplicada. Editorial limusa México 1983.

Pardo, A. Análisis estadístico con spss para Windows. Editorial Concepción Fernández, Madrid, 1998.

Pedrosa Henry, Fundamentos de experimentación agrícola, Editorial de Arte, Managua, Nicaragua 1993.

Peña S de R D Estadística. Segunda edición alianza editorial 1995.

XI ANEXOS

Gráfico P-P de regresion Residual
Variable dependiente: tiempo de defoliacion.

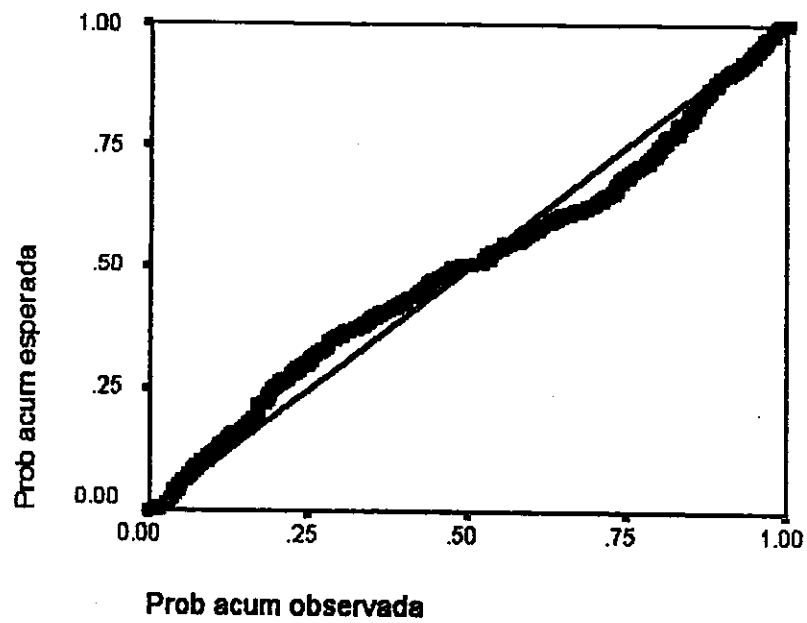
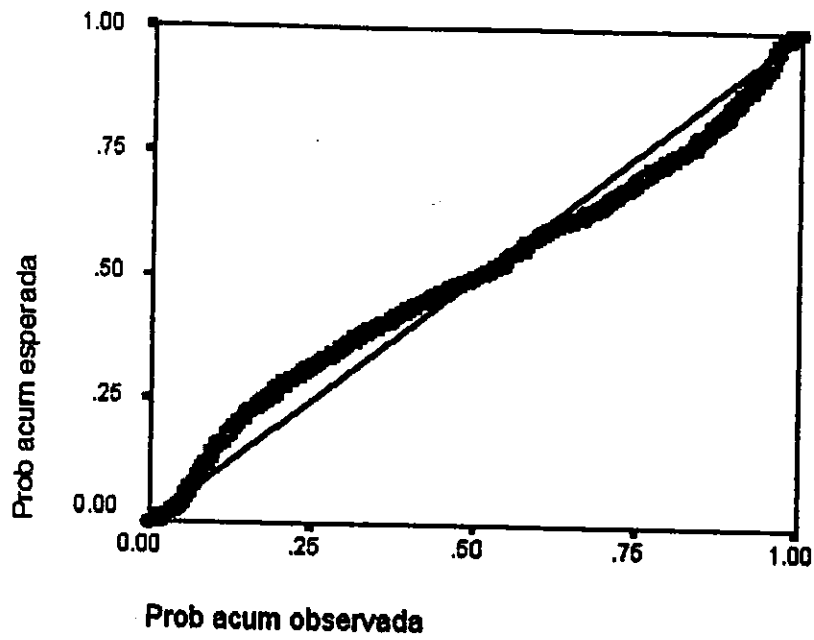


Gráfico P-P normal de regresion residual
Variable dependiente : nivel de defoliacion



ENSAYO: DESFOLIACION
SUDPROYECTO: PANTOMORUS

DISEÑO DE CAMPO

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	157	135	146	100	158	98	139	125	119	120
2	160	146	115	126	161	140	76	135	150	146
3	97	78	117	164	137	141	165	148	40	104
4	183	156	128		78	112	124	135	77	77
5	75	119	125		82	136	160	141	124	154
6	130	157	77	134	133	73	84	146	70	137
7	186	109	108		136	140	134	109	137	150
8	157	162	150	130	125		140	45	130	151
9	123	130	149	91	143	156	145	120	144	154
10	176	144	40	148	135	148	144	118	159	144

