

# El análisis de covarianza en la experimentación en palma de aceite

## Covariance Analysis in Oil Palm Experimentation

Ricardo Martínez B.<sup>1</sup>  
Judith Castillo M.<sup>2</sup>

### Resumen

El Centro de Investigación en Palma de Aceite (Cenipalma) tiene el compromiso de generar productos y procesos de alta calidad que satisfagan las necesidades del sector palmero colombiano, que tiene el desafío de competir en un mundo cada vez más globalizado en un contexto de sostenibilidad. Ese compromiso lleva a Cenipalma a generar información válida, lo que implica el uso de técnicas experimentales adecuadas a las condiciones de cada investigación, lo cual incluye el uso de diseños experimentales apropiados así como otras técnicas que permitan estimar de manera válida el error experimental, componente fundamental para llevar a cabo las pruebas de hipótesis de los factores bajo estudio. Una de esas técnicas es el análisis de covarianza (Anacova), el cual puede resultar crítico en especies perennes como la palma de aceite por su gran variabilidad debida no sólo a la oferta ambiental sino a la heterogeneidad de sus individuos representados en las palmas. En este artículo se ilustra el uso del Anacova mediante el análisis de los datos provenientes de un ensayo realizado en la plantación Astorga S.A. de la Zona Occidental. Con ese procedimiento se logra hacer un análisis más eficiente de las respuestas de la incidencia de la mancha anular a la aplicación de unos tratamientos de fertilización para un manejo integrado de esta enfermedad. Al utilizar sólo el análisis de varianza tradicional se encontró que todos los tratamientos producían igual efecto sobre la incidencia, pero con el Anacova se encontró que el mejor tratamiento era el compuesto por 1N, 1K<sub>2</sub>O, 2MgO y 0 de CaO, que en gramos de óxido aplicados corresponde a: 871,8 de N, 1683,5 de K<sub>2</sub>O, 693,8 de MgO y 0 de CaO.

### Summary

The Oil Palm Research Center (Cenipalma) has the commitment to generate high quality products and procedures to satisfy the demands of the Colombian oil palm sector, that has the challenge to compete in a globalize world within a context of sustainability. In order to do that, Cenipalma should produce valid information through adequate experimental designs and other techniques that permit a valid estimation of the experimental error, a basic component to test the hypotheses about the different factors under study. One of these techniques is the analysis of cova-

### Palabras clave

Análisis de covarianza, covariables, análisis de varianza, palma de aceite, cultivos perennes, mancha anillar

1. Investigador titular Cenipalma. E-mail: ricardo.martinez@cenipalma.org

2. Investigadora auxiliar Cenipalma. E-mail: judidi.castillo@cenipalma.org

Recibido: 12 de agosto de 2004. Aprobado: 25 de Agosto de 2004

riance, an efficient procedure to control the high variability of the perennial crops such as the oil palm crop. In this paper the analysis of covariance is used to analyse the data of an experiment carried out in the Astorga S.A. plantation, located in the West Region of Colombia, within the Ringspot Disease Project of Cenipalma. In order to manage this disease in an integrated way, four fertilization treatments were tested in this plantation. When the analysis of variance was used the treatments were not significant ( $p > 0,05$ ) in relation to the disease incidence, but when the analysis of covariance was applied the treatments presented highly significant differences ( $p < 0,001$ ) and the best treatment was  $1N, 1K_2O, 2MgO$  and  $0 CaO$ .

## Introducción

Los cultivos de plantas perennes, incluido el de la palma de aceite, presentan características que los diferencian de los cultivos anuales y por tanto es conveniente tenerlas en cuenta cuando se realizan experimentos. Dos características sobresalientes son: i) viven más tiempo y por lo general son más grandes, por esto están más expuestas a plagas y enfermedades, lo cual puede ser fuente potencial del error experimental; ii) su mayor tamaño los hace más importantes como individuos pero generan problemas cuando algunos mueren, pues pueden producir desbalances en los datos que se recolectan en los experimentos y pueden producir menor libertad en los diseños de las investigaciones en cuanto a las técnicas experimentales (tamaño de parcela y número de repeticiones, entre otros).

En perennes las diferencias ambientales son captadas a través del tiempo y pequeñas diferencias en la velocidad de crecimiento pueden ser importantes a largo plazo, por tanto, todo lo que pueda generar diferencias permanentes hay que controlarlo. Por el contrario, pequeñas diferencias en tamaño y vigor que tiendan a desaparecer a corto plazo no deben sobreestimarse. Sin embargo, para experimentos a corta duración es conveniente comenzar con plantas tan uniformes como sea posible. De otra parte, los factores genéticos son de gran importancia, cuando se requiere juzgar el balance entre la variación

ambiental y la debida a las plantas por sí mismas. De igual modo, debe considerarse que los experimentos que duran mucho tiempo pueden dejar efectos residuales durante años.

En este contexto y en situaciones aún más complejas como las que se presentan en el trópico, sobre todo en los casos en que se desea diseñar experimentos sobre plantaciones ya establecidas, es necesario contar con metodologías estadísticas apropiadas pero flexibles.

La importancia del control del error experimental para producir información válida

La calidad de la mayoría de los productos y procesos que genera una institución de reconocida excelencia como Cenipalma depende de la validez de la información que produce y ésta tiene mucho que ver con la validez de la estimación del error experimental obtenido en los diferentes experimentos que lleva a cabo el Centro. Una experimentación es más eficiente en la medida en que pueda controlar el error experimental, entendido como la variabilidad "natural" que presentan los diferentes materiales experimentales. El control local o control del error experimental se logra mediante el bloqueo de aquellos factores que puedan afectar las respuestas a los tratamientos que se estén evaluando. Cuando no sea posible bloquear es necesario usar alguna otra alternativa para impedir la sobreestimación del error experi-

mental, pues representa el patrón de medición de la variabilidad en un experimento. Si es válida la estimación del error experimental, son también válidas las pruebas estadísticas utilizadas y las conclusiones obtenidas.

Otra forma de hacer control local es mediante el uso de covariables, lo cual lleva al uso del análisis de covarianza.

Por lo general es una buena metodología estandarizar el tamaño inicial de las plantas usadas en un experimento, a menos que se esté trabajando con diferentes variedades. Mientras algunas plantas tienden a finalizar con un mismo tamaño, otras tienden a mantener las diferencias en dimensión durante un ensayo. En consecuencia, se debe tratar de controlar esa variabilidad entre plantas. Una forma de hacerlo es mediante la calibración de las plantas antes de usarlas en un determinado ensayo. El propósito de las observaciones hechas para hacer la calibración es lograr una medición objetiva de la habilidad inherente de una planta para producir, de manera independiente del efecto de un tratamiento que se les pueda aplicar.

Una forma de usar las mediciones de calibración consiste en utilizarlas como criterio de bloqueo, o para usarlas como una covariable cuando quiera que sea complicado hacer el bloqueo. El supuesto es que mediante la covariable o covariables se eliminarán las diferencias de planta a planta, que pueden enmascarar los verdaderos efectos de algunos tratamientos aplicados.

La selección de una determinada variable de calibración, como potencial covariable, depende de lo siguiente: debe ser una variable que refleje la habilidad de una planta para producir, se debe poder medir en cada parcela o unidad experimental antes de aplicar los tratamientos o que no haya

sido afectada por los tratamientos durante el experimento (Martínez y Martínez, 1997). Posteriormente se darán varios ejemplos de covariables así como su uso específico.

## El análisis de covarianza

### Generalidades

Es un hecho que varias características biofísicas de una parcela o unidad experimental no se comportan de manera independiente sino que se relacionan funcionalmente unas con otras. En este contexto, el análisis de covarianza examina simultáneamente tanto las varianzas como las covarianzas entre las variables seleccionadas, de tal manera que el efecto de los tratamientos sobre la variable o variables de mayor interés se puede caracterizar, de manera más exacta, que cuando sólo se usa el análisis de varianza (Milliken y Johnson, 2002).

El análisis de covarianza necesita de la medición de la variable de mayor interés y de otra u otras variables adicionales (conocidas como covariables). También requiere que exista una relación funcional entre la variable de interés (variable dependiente) y la covariable (variable independiente). El análisis de covarianza combina las ventajas de los procedimientos de análisis de varianza y los de análisis de regresión. Este análisis corresponde a un modelo mixto, en el sentido que una parte del modelo es de rango completo, lo que corresponde a la parte de la regresión, debido a la covariable y la otra es rango incompleto, o sea la parte relacionada con el diseño experimental.

### Supuestos

Los supuestos típicos del análisis de covarianza tradicional son:

- La regresión es lineal simple (para una covariable) para cada tratamiento

Una experimentación es más eficiente en la medida en que pueda controlar el error experimental. El control local o control del error experimental se logra mediante el bloqueo de aquellos factores que puedan afectar las respuestas a los tratamientos que se estén evaluando.

- No debe haber interacción entre los efectos del diseño experimental (tratamiento o bloqueo) con la regresión debida a la covariable
- Los errores del modelo de covarianza deben distribuirse normal e independientemente con media cero y varianza homogénea.

#### Usos

Entre los principales usos del Anacova, se tienen:

- Aumento de la precisión en experimentos aleatorizados. El ajuste por covarianza reduce el error experimental
- Si la correlación ( $r$ ) entre Y y X es menor de 0,3, el ajuste por covarianza ofrece poca ganancia en precisión
- Si  $r$  es mayor de 0,9 hay ganancia sustancial en precisión
- Si el número de grados de libertad para el error experimental es pequeño, no es aconsejable usar más de una covariable
- Se usa para estimar unidades experimentales perdidas
- Ayuda a entender la naturaleza de los efectos de ciertos tratamientos.

El tamaño del error experimental depende de la variabilidad entre parcelas o unidades experimentales. Esta variabilidad se puede reducir mediante un bloqueo apropiado, sin embargo, éste no puede controlar ciertas fuentes de variabilidad, tales como los parches de salinidad en el suelo, o ataques imprevistos de una plaga o una enfermedad. En estos casos la heterogeneidad de las parcelas no sigue un patrón definido lo cual dificulta un bloqueo eficiente.

El análisis de covarianza debe considerarse en experimentos en los cuales el bloqueo no puede reducir el error de manera adecuada. Con éste

(el Anacova) la variable de interés, puede ajustarse linealmente de acuerdo con el tamaño de la covariable respectiva. El ajuste desempeña dos papeles importantes:

- La media del tratamiento se ajusta a un valor que habría tenido si la covariable no tuviese valores diferentes
- El error experimental se reduce y se aumenta la precisión para la comparación de las medias de los tratamientos.

Aunque el bloqueo y el análisis de covarianza se usan para reducir el error experimental, las diferencias entre las dos técnicas no llevan a intercambiar una técnica por otra. La covariable se debe poder medir en términos cuantitativos, cosa que no ocurre con el bloqueo. De otra parte, el bloqueo siempre debe hacerse antes de comenzar el experimento, en cambio el Anacova también puede usarse cuando un problema inesperado genera variabilidad adicional en las unidades experimentales durante el desarrollo del experimento. De esta manera, el análisis de covarianza se puede usar como una técnica suplementaria para controlar factores no controlables por el bloqueo.

Cuando el Anacova se usa para reducir el error experimental, la covariable no debe ser afectada por los tratamientos que se estén probando. De otra manera, el ajuste removería tanto la variación del error experimental como la de los tratamientos. Por esta razón muchas covariables deben medirse antes de aplicar los tratamientos.

La tarea más difícil en la aplicación de un Anacova es la identificación de la covariable, problema que depende del propósito de la aplicación del Anacova (control del error experimental o para indagar por la naturaleza del efecto de algún factor).

Aunque el bloqueo y el análisis de covarianza se usan para reducir el error experimental, las diferencias entre las dos técnicas no llevan a intercambiar una técnica por otra. La covariable se debe poder medir en términos cuantitativos, cosa que no ocurre con el bloqueo.

¿Qué es una covariable?

Es una variable no controlada que afecta la respuesta que se está evaluando pero que no debe estar afectada por los tratamientos que se estén evaluando.

¿Cuándo medir una covariable?

*Antes de aplicar los tratamientos*

- Tal como ocurre con el preconteo de insectos antes de aplicar unos tratamientos de control de un insecto plaga
- En análisis de variables del suelo, por ejemplo, antes de aplicar tratamientos de fertilización

*Durante el ensayo o experimento*

- Medición de un ataque intempestivo de una plaga o una enfermedad en un ensayo varietal
- Porcentaje de encharcamiento de una parcela de un experimento de fertilización.

*Durante la evaluación de un ensayo*

- Al final de un experimento puede ocurrir que el número de plantas por parcela sea diferente y, eventualmente, puede enmascarar el efecto de los tratamientos que se estén evaluando.

Pasos simplificados que se deben seguir cuando se desea aplicar un análisis de covarianza

Antes de llevar a cabo un análisis de covarianza se debe verificar la relación entre la covariable y la respuesta por medir. Para esto se pueden seguir los siguientes pasos:

- Usar las técnicas de análisis de regresión para determinar qué tan buena es la relación
- Usar las técnicas de análisis de varianza del diseño experimental

seleccionado incluyendo la covariable para estudiar los efectos de los factores de interés.

Observaciones adicionales

- Las mediciones de una covariable pueden ser parte del diseño experimental original. Así la covariable diseñada puede ser el preconteo de insectos y la no diseñada el porcentaje de encharcamiento de las parcelas
- La covariable debe medirse en todas y cada una de las unidades experimentales
- La covariable debe ser independiente de los tratamientos ya que una covariable dependiente de ellos puede sesgar los resultados del análisis
- En un experimento se puede medir más de una covariable
- El uso de una covariable en la parte avanzada de un experimento no es un sustituto de un buen diseño experimental.

Aplicación del Anacova a un caso

específico en palma de aceite

El análisis de covarianza para controlar el error experimental

Para controlar el error experimental los datos necesarios para llevar a cabo el Anacova corresponden a los pares de observaciones (X, Y), donde X es la covariable y Y es la respuesta, medidas en cada una de las unidades experimentales. Los cálculos cambian de acuerdo con el diseño experimental (completamente aleatorizado, bloques completos aleatorizados, parcelas divididas, etcétera).

Análisis de covarianza bajo un diseño de bloques completos aleatorizados

Se ilustra este análisis mediante un ejemplo obtenido de un experimento

llevado a cabo en la Zona Occidental de Colombia. En el marco del proyecto de mancha anular, se llevó a cabo una investigación para estudiar el efecto del estado nutricional de la palma de aceite en la incidencia de la enfermedad en siembra establecida en Tumaco, específicamente en la plantación Astorga, S.A. La mancha anular es una enfermedad viral cuya incidencia puede estar afectada por factores entomológicos y ambientales.

Con base en información preliminar suministrada por las plantaciones se hizo un análisis del estado nutricional previo a la incidencia de la enfermedad en varios lotes de las siembras 2000 y 2001, con un año de edad en sitio definitivo y que posteriormente a los dos años mostraron diferencia en el porcentaje de incidencia acumulada. Al determinar las relaciones del contenido foliar de cada nutriente y la enfermedad, se encontró una correlación significativa con bajos contenidos de magnesio y potasio y altos contenidos de nitrógeno, calcio, Ca/K, y N/K, factores que bien podrían constituirse en variables predisponentes de la incidencia de la enfermedad en forma directa o indirecta.

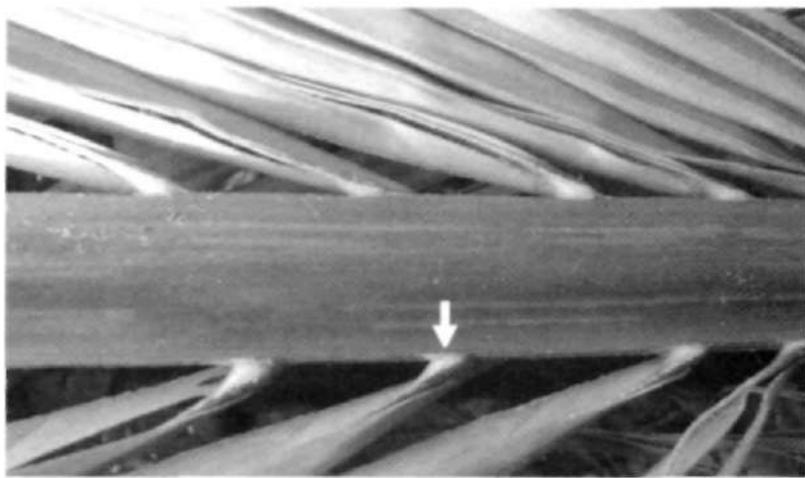


Figura 1 Sintomas de la enfermedad

A raíz de las anteriores tendencias se analizó la información existente del análisis de los suelos realizados antes de la siembra de algunos de los lotes de interés. Se encontraron relaciones significativas de la incidencia (transformada a raíz cuadrada + 0,5) con la saturación de magnesio ( $r = -0,4773$ ,  $p = 0,03$ ), magnesio ( $r = -0,565$ ,  $p = 0,0094$ ), saturación de bases ( $r = -0,4968$ ,  $p = 0,0258$ ), Ca ( $r = -0,474$ ,  $p = 0,04$ ) y capacidad de intercambio catiónico efectiva ( $r = -0,497$ ,  $p = 0,0258$ ).

A partir de esta información y en vista de la alta correlación entre muchas de las variables independientes, se llevó a cabo un análisis de componentes principales para determinar cuáles de esas variables eran más sensibles o más predictoras de la incidencia de la mancha anular. Vale la pena mencionar que se analizaron 24 variables edafológicas independientes (Anexo). El análisis de componentes principales corresponde a uno multivariado que permite hacer economía de la información, esto es reducir el número de variables a un tamaño mínimo que contenga la información básica del grupo mayor. Este análisis seleccionó las variables: magnesio, saturación de Mg, arcilla, capacidad efectiva de intercambio catiónico efectiva (Cice), materia orgánica, saturación de bases, cobre, carbón, fósforo, limo y potasio e incidencia de la enfermedad.

A partir de las variables seleccionadas, mediante el análisis de componentes principales, se corrió un análisis de regresión *Stepwise* para escoger entre este grupo élite las que más afectaban la incidencia de la enfermedad. Mediante este análisis de regresión se encontró que las variables edáficas que más afectaban la incidencia eran: materia orgánica, saturación de magnesio, arcilla y Cice. Sin embargo, como todavía se presen-

taba un cierto nivel de auto-correlación, en el modelo final no se tuvieron en cuenta Cice y arcilla.

Frente a esta situación se propuso un experimento para identificar un estado nutricional que aumentara la tolerancia de la palma de aceite a la incidencia de mancha anular en la Zona Occidental. Específicamente se buscaba evaluar el efecto de diferentes planes de fertilización para lograr un manejo nutricional que proporcionara la mayor tolerancia de la palma de aceite al daño del vector y transmisión del virus causante de la enfermedad. Entonces se montó un experimento bajo un diseño de bloques completos aleatorizados con cinco bloques, con unidades experimentales de diez palmas para probar cuatro tratamientos de fertilización, compuestos como se muestra en la Tabla 1.

Las evaluaciones se realizaron en el lote 324 de la plantación Astorga S.A., en material IRHO, siembra 2000 e incidencia en noviembre 2004 (Anexo).

Al analizar la incidencia transformada a raíz cuadrada por problemas de anormalidad estadística, se encontró que los tratamientos no presentaban diferencias significativas ( $p=0,6105$ ) en cuanto su efecto en la incidencia de la mancha anular (Tabla 2), con un coeficiente de variabilidad del 32%, lo que lleva a



Figura 2 Aplicación del tratamiento

concluir que los nuevos planes de fertilización no se diferencian del usado por la plantación para el problema estudiado.

Sin embargo, cuando se usan las variables materia orgánica y saturación de magnesio como covariables, dada su relación significativa con la incidencia, los tratamientos presentan diferencias altamente significativas ( $p=0,0026$ ) con un coeficiente de variación de 16,7% (Tabla 3).

Ahora, los distintos planes de fertilización producen efectos muy diferentes ( $p=0,0026$ ) sobre la incidencia de la mancha anular. Entonces para determinar dónde está la diferencia se lleva a cabo una

Tabla 1 Tratamientos utilizados.

Fertilización plantación ( $t_0$ ):	1N, 1K <sub>2</sub> O, 1 MgO, 1 CaO
Tratamiento 1 ( $t_1$ ):	1N, 1K <sub>2</sub> O, 2 MgO, Ø CaO
Tratamiento 2 ( $t_2$ ):	1N, 2K <sub>2</sub> O, 2Mg O, Ø CaO
Tratamiento 3 ( $t_3$ ):	0,5N, 2K <sub>2</sub> O, 2MgO, Ø CaO
Que expresados en gramos de óxidos aplicados correspondieron a:	
Fertilización plantación( $t_0$ ):	871,8 N, 1683,5 K <sub>2</sub> O, 346,9 MgO 1388,5 CaO
Tratamiento 1 ( $t_1$ ):	871,8 N, 1683,5 K <sub>2</sub> O, 693,8 MgO 0,0 CaO
Tratamiento 2 ( $t_2$ ):	871,8 N, 3367,0 K <sub>2</sub> O, 693,8 MgO 0,0 CaO
Tratamiento 3 ( $t_3$ ):	435,9 N, 3367,0 K <sub>2</sub> O, 693,8 MgO 0,0 CaO

prueba de comparación de medias de los tratamientos. Al usar contrastes ortogonales se encuentra que el mejor tratamiento es el 1N, 1K<sub>2</sub>O, 2 MgO, 0 CaO, seguido del tratamiento con 1N, 2K<sub>2</sub>O, 2MgO, 0 CaO y por último quedan el 0,5 N, 2K<sub>2</sub>O, 2Mg O, 0 CaO y el 1N,1K<sub>2</sub>O, 1Mg y 1 CaO.

Sin embargo, como en el Anacova con las dos covariables la saturación de Mg no resulta significativa ( $p = 0,0560$ ) y dado que no hay una explicación clara del efecto de esa saturación, se opta por dejar el Anacova sólo con la covariable de materia

orgánica (Tabla 4). En este caso, también se presentan diferencias altamente significativas ( $p = 0,0084$ ), con el mismo orden de importancia de los tratamientos, tal como se explicó con los resultados de la Tabla 2 con las dos covariables.

Con este ejemplo se ve con claridad la utilidad del uso de las covariables cuando quiera que ellas se relacionen de manera significativa con la variable respuesta. Este es un caso en que las covariables se miden antes de aplicar los tratamientos, mejora en efecto la estimación del error expen-

**Tabla 2** Análisis de varianza para la incidencia de la mancha anular afectada por cuatro tratamientos de fertilización

Fuentes de variación (FV)	Grados de libertad (GL)	Sumas de cuadrado (SC)	Cuadrado medio (CM)	F	P'
Bloques	4	136,296	34,0739		
Tratamientos	3	13,295	4,4318	1,22	0,3463
Error	12	43,754	3,6462		
Total	19	193,345			

\* Si  $p > 0.05$  se acepta la hipótesis de igualdad de tratamientos.

Fuente: Cenipalma

**Tabla 3** Análisis de covarianza de la incidencia de la mancha anular, con las covariables materia orgánica y saturación de magnesio

FV	GL	SC	CM	F	P
Bloques	4	100,635	25,1587	23,99	0,0000
Tratamientos	3	30,739	10,2462	9,77	0,0026
Materia orgánica	1	12,550	12,550	11,97	0,0061
Saturación de Mg	1	4,885	4,885	4,66	0,0563
Error	10	10,485	1,048		
Total	19				

Fuente: Cenipalma

**Tabla 4** Análisis de covarianza de la incidencia de la mancha anular, con la covariable materia orgánica

FV	GL	SC	CM	F	P
Bloques	4	126,832	31,7081	22,68	0,0000
Tratamientos	3	27,465	9,1561	6,55	0,0084
Materia orgánica	1	23,095	23,0953	16,52	0,0019
Error	11	15,378	1,398		
Total	19				

Fuente: Cenipalma

mental, lo cual permite ver el efecto real de los tratamientos, lográndose una mayor eficiencia general del experimento.

Todos los cálculos realizados para los diferentes análisis se hicieron mediante el software estadístico Statistix 8 (2003).

### Conclusiones

Algunas variables del suelo pueden usarse como covariables para mejorar la estimación del error experimental en investigaciones con palma de aceite.

La materia orgánica y la saturación de Mg resultaron elegibles como covariables para disminuir el error experimental y permitir una interpretación más objetiva de los efectos de unos tratamientos de fertilización para un manejo más integrado de la mancha anular en una plantación de la Zona Occidental.

### Recomendaciones

Cuando se quiere mejorar la precisión de un experimento y los bloques no hacen un control adecuado del error experimental es necesario examinar la posibilidad de uso de covariables siempre y cuando se relacionen con la variable de respuesta. Si el número de covariables es grande, es recomendable usar una metodología como el análisis de componentes principales para seleccionar las variables más sensibles que afecten la respuesta.

Una vez encontrado ese grupo sensible de variables se puede usar un método de regresión como el *Stepwise* para hacer la selección definitiva. Por supuesto que el conocimiento del área de trabajo es esencial para la selección final. Como se pierde un grado de libertad por cada covariable que se use no se deben usar muchas covariables.

### Bibliografía

- Gómez, KJ; Gómez, AA. 1984. *Statistical procedures for agricultural research*. Second Ed. John Wiley P. Sons. New York.
- Martínez, R. 1989. Bioestadística en cultivos perennes. *Agronomía Colombiana*, v. 6, p. 47-51.
- Martínez, R; Martínez, N. 1997. *Diseño de experimentos. Análisis estándar y no estándar*. Primera edición. Fondo Nacional Universitario – Santafé de Bogotá.
- Milliken, GA; Johnson, DE. 2002. *Analysis of Messy data. Volume II: Analysis of Covariance*. Kansas State University, Manhattan, Kansas. USA.
- Pearce, SC. 1983. *The agricultural field experiment*. John Wiley and Sons. New York.
- Statistix 8. 2003. *User's manual. Analytical software*. P.O Box 12185, Tallahassee FL 32317-2185, USA.

## Anexo

Estructura del diseño de bloques completos aleatorizados con los valores de incidencia de la mancha anular y las variables edáficas

BLOQ	TRAT	AN	AC	L	PH	CE	Aci (meq/100 g)	CIC	CO	MO	K	Ca	Mg	Na	P
1	1	51,64	16,7	31,66	5,73			20,58	2,3	3,96	0,67	6,19	1,51	0,2	6,6
1	2	56,22	20,36	23,42	6,43	0,09		11,08	0,88	1,52	0,07	4,69	1,78	0,47	7,11
1	3	77,64	11,36	11	6,38	0,06		10,61	0,68	1,17	0,15	5,36	2,29	0,23	5,66
1	4	64,96	19,04	16	6,69	0,11		11	0,68	1,17	0,09	4,2	1,78	0,51	5,3
2	1	49,96	18,04	32	5,5		0,33	15,65	1,59	2,74	1,04	5,49	1,48	0,16	8,97
2	2	52,64	25,7	21,66	6,25	0,09		10,49	0,98	1,69	0,16	5,38	1,87	0,5	6,21
2	3	55,64	14,7	29,66	6,35	0,06		13,05	0,75	1,29	0,16	3,21	1,37	0,57	3,35
2	4	54,3	14,7	31	5,61			13,13	0,97	1,67	0,11	2,32	1,05	0,47	2,2
3	1	67,64	4,7	27,66	6,01	0,09		12,58	1,76	3,03	0,47	2,12	0,66	0,16	4,39
3	2	57,64	5,7	36,66	5,58			22,87	3,41	5,88	0,35	5,97	1,18	0,08	4,39
3	3	68,64	5,7	25,66	5,51		0,27	12,11	1,7	2,93	0,15	0,63	0,07	0,1	1,76
3	4	64,64	4,36	31	5,51		0,18	16,6	2,03	3,5	0,32	0,95	0,14	0,25	2,87
4	1	50,3	21,04	28,66	6,1	0,09		11,47	0,79	1,36	0,36	5,6	2,5	0,21	3,91
4	2	71,3	13,04	15,66	6,38	0,09		7,53	0,9	1,55	0,14	3,77	1,5	0,28	8,57
4	3	44,64	25,44	29,92	6,2	0,11		10,29	0,68	1,17	0,15	4,38	2,31	0,36	2,66
4	4	47,22	26,36	26,42	6,42	0,13		10,61	0,84	1,45	0,17	5,28	2,86	0,44	3,24
5	1	44,22	16,36	39,42	5,43		0,39	13,45	2,04	3,51	0,11	6,4	1,44	0,3	6,98
5	2	50,22	25,36	24,42	5,34		0,12	14,23	0,94	1,62	0,18	7,8	3,48	0,28	6,31
5	3	52,22	17,36	30,42	6,16	0,14		15,02	1,05	1,81	0,13	7,15	4,5	0,44	4,47
5	4	41,64	19,7	38,66	5,29		0,25	13,09	1,9	3,27	0,39	6,42	1,84	0,17	4,28

S	B	Fe	Cu	Mn	Zn	CICE	SATBASES	SATK	SATCa	SATMg	SATNa	INCID
8,67	0,26	9,14	0,13	21,61	1,36	8,57	8,57	7,81797	72,2287	17,6196	2,33372	100
10,21	0,26	54,06	1,2	14,18	1,8	7,01	7,01	0,99857	66,9044	25,3923	6,70471	40
10,03	0,2	107,2	0,78	8,02	1,52	8,03	8,03	1,868	66,7497	28,5181	2,86426	70
14,2	0,2	62,22	1,05	14,55	2,06	6,58	6,58	1,36778	63,8298	27,0517	7,75076	70
11,51	0,28	22,5	0,67	14,16	2,81	8,17	8,17	12,7295	67,1971	18,1151	1,95838	60
8,08	0,28	77,49	2,08	10,68	3	7,91	7,91	2,02276	68,0152	23,641	6,32111	80
11,42	0,27	13,83	0,32	5,29	1,7	5,31	5,31	3,01318	60,452	25,8004	10,7345	70
10,68	0,13	7,36	0,2	4,9	1,22	3,95	3,95	2,78481	58,7342	26,5823	11,8987	77,7778
15,18	0,22	2,86	0,18	3,25	0,48	3,41	3,41	13,783	62,1701	19,3548	4,69208	10
17,43	0,4	3,26	0,1	8,06	1,08	7,58	7,58	4,61741	78,7599	15,5673	1,05541	80
9,11	0,15	4,1	0,09	1,33	0,47	1,05	0,95	15,7895	66,3158	7,36842	10,5263	80
8,55	0,36	2,7	0,04	2,43	0,52	1,66	1,66	19,2771	57,2289	8,43373	15,0602	90
9,07	0,24	76,69	1,57	13,02	2,38	8,67	8,67	4,15225	64,5905	28,8351	2,42215	0
8,37	0,24	54,73	1,32	3,04	0,99	5,69	5,69	2,46046	66,2566	26,362	4,92091	20
10,1	0,29	72,11	1,15	8,27	1,22	7,2	7,2	2,08333	60,8333	32,0833	5	20
10,24	0,28	80,78	1,58	8,12	1,27	8,75	8,75	1,94286	60,3429	32,6857	5,02857	20
10,35	0,33	51,82	0,56	24,69	1,6	8,25	8,25	1,33333	77,5758	17,4545	3,63636	10
11,91	0,37	92,06	1,65	8,96	1,81	11,74	11,74	1,53322	66,4395	29,6422	2,38501	0
13	0,31	45,48	1,17	12,02	1,56	12,22	12,22	1,06383	58,5106	36,8249	3,60065	10
16,9	0,48	29,35	0,28	32,38	3,13	8,82	8,82	4,42177	72,7891	20,8617	1,92744	10