UNIVERSIDADE EDUARDO MONDLANE
FACULDADE DE AGRONOMIA E ENGENHARIA FLORESTAL
DEPARTAMENTO DE PRODUÇÃO VEGETAL

Trabalho de Licenciatura

Análise Estatística de Ensaios Agronómicos Não Balanceados

SUPERVISORES: Professor Doutor Gilead Mlay
doutor Bonifácio José

AUTOR: Fauna Ussumane Rugunato Ibramogy

Maputo, Fevereiro de 2002

?.RV.56

Índice

DEDICATÓRIA

À memória do meu pai Ibramogy Ussene Issufo.

À memória do meu primo Sérgio Nhampossa.

À minha mãe Verónica Joaquim, aos meus irmãos esperando que este trabalho sirva de inspiração e exemplo para o sucesso dos seus estudos.

AGRADECIMENTOS

Agradecimento especial é dirigido ao Prof. Doutor Gilead Isaac Mlay e ao dr. Bonifácio José pela confiança, dedicação e paciência demonstrada na orientação do trabalho, sem nunca poupar esforços.

Aos docentes da Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal , em particular aos que directa ou indirectamente acompanharam-me ao longo do curso.

Ao Doutor Manuel Amane, Sr. Vilanculos e Eng.º Tostão pelo apoio prestado na correcção ortográfica e fortalecimento de ideias deste trabalho.

A minha mãe Verónica e aos meus irmãos Aníbal, Nércia, Bainina, Claida, Issufo e outros pelo apoio incondicional prestado na minha formação. Ao Aurélio pela ajuda moral e material.

Finalmente aos meus colegas, amigos e familiares, em especial Mate, Hélder, Palate, Emílio, Consolo, Carla, Rita, Cecílio, Teacher, Guida, Fátima, Nícia, Emerson, Nina, João, Cláudio, Ana, Sónia e a todas pessoas que directa ou indirectamente contribuíram para que este trabalho fosse concretizado.

SUMÁRIO

O presente trabalho é uma contribuição na demonstração de métodos que minimizam a distorção na análise de dados de ensaios agronómicos. Pretendeu–se especificamente:

- Rever alguns métodos de análise de dados não balanceados;
- Demonstrar a aplicação destes métodos na estimação de parâmetros;
- Comparar os resultados de análise de dados balanceados usando diferentes métodos.

Para ilustrar esta contribuição, foram usados dados de ensaios com a cultura de amendoím realizados no campo da Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal nas campanhas agrícolas 1984/1985 e 1990/1991 e ainda em Marracuene na campanha agrícola 1983/1984.

Os métodos de estimação de parâmetros descritos foram: Mínimos Quadrados e Máxima Verossimilhança. Dados não balanceados foram sujeitos a análise de variância com dados omissos e a análise de regressão com variáveis indicadoras. O primeiro método consiste na estimação dos valores omissos usando o processo iterativo e seguir com análise de variância normal enquanto que o segundo faz análise da informação disponível com o auxílio do princípio de Soma dos Quadrados Extras. Com uso das duas aproximações, chega–se as mesmas conclusões apesar da diferença que se verifica nas componentes de variância. Contudo, nota–se que a regressão é uma alternativa viável para análise deste tipo de dados, visto que não é preciso estimar os dados omissos. Os dados balanceados foram também submetidos as análises de regressão e de variância tradicional, tendo-se chegado aos mesmos resultados quer em termos numéricos assim como em termos de inferências com aplicação dos dois métodos. Isto prova a veracidade do método de regressão.

LISTA DE TABELAS

LISTA DE ANEXOS

LISTA DE ABREVIATURAS

BB – Bebiano Branco;

BE – Bebiano Encarnado;

DBCC – Delineamento de Blocos Completos Casualizados;

DNB – Dados Não Balanceados;

FAEF – Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal;

ha – hectare;

kg – kilograma;

NB – Não Balanceado;

1. Introdução

1.1 Contexto do estudo

Tem-se verificado que alguns problemas mais comuns encontrados na experimentação agrícola estão relacionados com "dados omissos" e "os que violam assunções da análise de variância" (Gomez *et.al.*, 1984). Nos casos em que os pesquisadores desenham ensaios balanceados, devido a factores ambientais não controlados, experimentos de campo podem sofrer perdas completas de alguns tratamentos ou alguns destes com mesmas repetições podem sofrer diferentes efeitos. Tais casos denominam-se dados não balanceados. E também caracterizam-se por números desiguais de repetições, incluindo algumas que não contêm observações (Smith, 1971).

Existem dois tipos de dados não balanceados, nomeadamente dados omissos e ensaios repetidos em lugares ou anos diferentes com número de repetições diferentes. A desvantagem do valor omisso é que o padrão da estrutura do desenho original fica quebrado. A maioria dos agronómos usam a técnica de estimar observações omissas e procedem a análise de variância como se tratasse de dados balanceados, técnica esta que só é válida quando o número de casos omissos é pequeno. Com diversos valores de reposição a análise de variância pode tornar-se seriamente distorcida e a interpretação potencialmente ambígua. Como notou Searle (1971), os métodos de análise de variância tradicionais em ensaios bem conduzidos são geralmente aplicáveis somente para dados balanceados, por isso para dados não balanceados a análise de variância na sua forma clássica não é aplicável.

1.2 Objectivos

Objectivo geral

Rever e aplicar diferentes métodos de análise de dados experimentais não balanceados.

Objectivos específicos

- Rever alguns métodos de análise de dados não balanceados;
- Demonstrar a aplicação destes métodos na estimação de parâmetros;
- Comparar os resultados de análise de dados balanceados usando diferentes métodos.

2. Revisão Bibliográfica

2.1 Causas de dados perdidos

Segundo Gomez *et. al* (1984), o tratamento inadequado, destruição de plantas no experimento, perda de algumas amostras colhidas e dados não lógicos são algumas das causas mais comuns de dados omissos. O tratamento inadequado acontece quando um experimento tem um ou mais talhões experimentais que não receberam tratamento intencionado, ou o tratamento é aplicado mas por algumas razões não dá resultados ou ainda dá resultados fora dos limites esperados. Tal situação, pode dever-se, por exemplo pela aplicação de uma dose incorrecta de um dado fertilizante ou mesmo a escolha incorrecta do momento da sua aplicação. Qualquer observação feita num talhão onde o tratamento não foi propriamente aplicado deve ser considerada inválida. Contudo, existe uma excepção quando os tratamentos inadequados ocorrem em todas as replicações dum tratamento.

A destruição de plantas durante o experimento pode ser devida a fraca germinação, danos físicos durante o crescimento da cultura, causados por pragas e doenças. Contudo, é muito importante examinar cuidadosamente a área afectada do talhão antes de declarar os dados como omissos. A destruição de plantas não pode ser resultado do efeito do tratamento.

Muitas características das plantas podem não ser convenientemente registadas no campo imediatamente após a colheita. Amostras de campo tais como, folhas no caso de área foliar; grãos maduros no caso de rendimento; e conteúdo de proteína, são geralmente removidas de cada talhão e processadas em laboratório antes dos dados necessários serem registados. Durante este processo, longo por vezes, algumas amostras podem ser perdidas originando em perdas de amostras colhidas.

Dados não lógicos, caso os valores estejam fora da amplitude do comportamento normal dos materiais experimentais. São observações de leitura e transcrição incorrecta, aplicação inadequada de técnicas de amostragem ou de instrumentos de medição. Quando detectados a tempo podem ser corrigidos ou ajustados de acordo com a situação.

2.2 Modelo Linear

Chama-se "modelo linear" ao modelo cuja resposta é linear em relação aos parâmetros desconhecidos. Um Modelo linear pode incluir termos correspondentes a variáveis qualitativas, conhecidas por factores, que podem tomar um conjunto limitado de valores conhecidos como por exemplo níveis de factores (Collett, 1994). Essas variáveis qualitativas no contexto deste estudo são aquelas que tomam os valores "0" ou "1". "0" indica ausência e "1" presença de uma qualidade ou atributo. Quando uma variável qualitativa tem *m* categorias, são introduzidas (*m–1*) variáveis indicadoras, para se evitar o efeito de colinearidade (Gujarati, 1995). Esses factores incluídos no modelo podem ser considerados fixos se todos níveis de interesse são calculados na experiência. Quando os níveis do factor são seleccionados casualmente, a partir de todos os níveis possíveis de interesse, então o factor é chamado casual (Anderson *at .al* 1974).

2.3 Dados não balanceados

Piepho (1997), trata de casos de dados não balanceados em que o número de observações (exemplo plantas) dentro de um tratamento varia. Neste caso, a unidade de análise é a planta. Esta tese trata de casos em que a unidade de análise é a área útil, mas por qualquer razão houve perda de rendimento numa dada combinação bloco – tratamento.

De acordo com Wang (1999), se algumas das respostas são completamente perdidas, a estimação e inferência podem ser obtidas usando dados disponíveis, a resposta da perda não vicia os parâmetros estimados e Montgomery *et al* (1981), defende o uso de regressão como o método mais adequado para análise.

A estimação de parâmetros para dados balanceados é feita inteiramente com o método de análise de variância que consiste em igualar os quadrados médios das componentes com os seus valores esperados. Este método está bem definido porque existe somente uma análise de variância para cada modelo particular. Entretanto, para dados não balanceados para o mesmo modelo existem duas análises de variância nomeadamente uma para ajustar os blocos (α) antes dos tratamentos (β) e outra para ajustar (β) antes de (α). Em geral, pode-se ter muitas formas de separar a soma dos quadrados totais. Uma vez não existindo critérios específicos para a preferência de uma delas em detrimento de outras quando se pretende estimar componentes de variância Searle (1971). Entretanto, Mead (1988) sugere a necessidade de se ter também em conta a ordem na qual os termos devem ser fixados, quando em presença de dados não balanceados (análise não ortogonal).

Análise de variância com dados omissos

A análise com dados omissos consiste em estimar as observações omissas e proceder a sua respectiva análise como se fossem dados balanceados. Esta análise torna-se cada vez mais complexa quando se tem muitas observações omissas. Com apenas uma observação omissa, é fácil estimar o valor em causa com auxílio de uma fórmula que depende do tipo de delineamento. No Delineamento Completamente Casualizado (DCC) quando há dados omissos aplica–se o método de análise de variância sem ser necessário estimar as observações em falta. Neste caso regista–se uma perda de informação menor relativamente a que ocorre noutros delineamentos.

A fórmula técnica para estimar dados omissos proposta por Gomez *et.al.*,1984 pode ser directamente aplicada no caso de talhões subdivididos ("split–plot") e talhões sub-sub-divididos ("split–split–plot designs") onde 2 ou mais dados omissos satisfaçam as seguintes condições:

- Para o desenho com talhões subdivididos a perda de dois dados não pode ser na mesma combinação de tratamento ou mesmo tratamento do talhão principal. Por exemplo os dois dados perdidos podem ser a_0b_1 de repetição I e a_1b_1 para a repetição II.
- Para o desenho "split–split–plot", a perda de dois dados não deve ser na mesma combinação de tratamento ou mesmo sub-talhão x combinação do tratamento do talhão principal. Por exemplo os dois dados perdidos podem ser $a_0b_1c_1$ da repetição I e $a_1b_2c_3$ da repetição III.

O processo iterativo poderá ser aplicado para estimar dados omissos em qualquer desenho experimental. O princípio básico de procedimento iterativo é similar para todos delineamentos. Depois de obtidas todas as estimativas, procede–se a análise da variância normal, ajustando apenas as somas dos quadrados assim como os graus de liberdade do total e do erro em função do número de dados omissos.

2.4 Métodos de Estimação de Parâmetros dos Modelos Lineares

Para adaptar um modelo à um conjunto de dados, primeiro é necessário estimar, os parâmetros desconhecidos no modelo que são β_0 , $\beta_1, \ldots, \beta_k$., para permitir estimar as componentes de variância. Os métodos de estimação mais apropriados em modelos lineares são o método dos mínimos quadrados e o método de máxima verossimilhança (Collett, 1994).

Segundo Collett (1994), existem duas razões para o uso quase universal do método dos mínimos quadrados em modelos lineares:

- Pelo seu apelo intuitivo: o que poderia ser mais natural do que minimizar as diferenças entre observações e seus valores esperados?
- Porque os estimadores de parâmetros têm propriedades desejáveis: "eles não são viciados e têm uma variância mínima quando comparados com todos outros estimadores não viciados e que são combinações lineares das observações".

A vantagem do método de máxima verossimilhança está na sua aplicabilidade geral. Contudo, as propriedades exactas dos estimadores são muitas vezes difíceis de obter. Em particular, os estimadores de máxima verossimilhança são assimptoticamente não viciados e eficientes, embora eles sejam viciados para pequenas amostras (Collett, 1994).

2.5 Regressão Linear

A regressão linear é usada para estudar relações lineares entre um conjunto de variáveis independentes (x_1, x_2, . . . , x_n) e uma variável dependente (Y). Segundo Mead (1988), algumas vantagens da regressão linear são:

- De poder acomodar qualquer tipo de delineamento (o modelo pode ser expresso directamente em termos de contrastes dos tratamentos).
- De poder generalizar modelos que permitem uma larga classe de assunções distributivas.

Subdivisão de Parâmetros e Princípio de Soma dos Quadrados Extras

Segundo Mead (1988), em muitos modelos, o conjunto de parâmetros pode consistir em diversos subconjuntos (submodelos) e o interesse nos parâmetros pode ser restrito a alguns subconjuntos. O modelo completo incorpora todos parâmetros que são consequência da estrutura inicial das unidades experimentais enquanto que os modelos reduzidos ou submodelos são constituídos por alguns parâmetros em função do que se pretende determinar, se são os efeitos dos tratamentos ou dos blocos.

Em tratamentos mais gerais a soma dos quadrados extras é calculada a partir da soma dos quadrados residuais e da soma dos quadrados da regressão. Uma vez que a soma dos quadrados totais ($Y'Y$) é a mesma para ambos cálculos da regressão, obtem-se o mesmo resultado ou valor numérico quando se usa a diferença entre a soma dos quadrados da regressão dos modelos completo e reduzido ou da soma dos quadrados residuais dos modelos em causa (Smith, 1966).

3. Metodologia

3.1 Dados usados e a sua recolha

No presente trabalho foram usados dados secundários referentes a ensaios com a cultura de amendoim realizados em diferentes anos e locais, nomeadamente nas campanhas agrícolas 1984/1985 e 1990/1991 no campo agrícola da Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal (FAEF) e na campanha agrícola 1983/1984 no distrito de Marracuene.

Os dados referentes a ensaios não balanceados são da campanha 1990/1991 e os mesmos foram obtidos no campo agrícola da FAEF. O delineamento experimental usado foi o de blocos completos casualizados (BCC) com 4 repetições. Neste ensaio, é comparado o rendimento em toneladas por hectare (ton/ha) e peso da amostra em gramas das variedades Bebiano Branco (BB), Sellie, Harts, Norden, Selection-5, CN94-C e Bebiano Encarnado (BE). A área útil foi de 7.2 m^2, usou-se o compasso 45x10 cm. As práticas culturais consistiram em rega, pulverização e adubação. O ensaio teve 3 dados omissos.

O ensaio conduzido na FAEF em 84/85 consistiu em comparar o efeito de diferentes compassos (T_1 = 30x10cm, T_2 = 30x20cm, T_3 = 45x10cm, T_4 = 45x20cm, T_5 = 60x10cm e T_6 = 60x20cm) na produtividade do Bebiano Branco (BB). O delineamento experimental usado foi o de BCC com 5 repetições sendo a variável medida o rendimento em kg de vagens por hectare.

Em Marracuene, na campanha 83/84 conduziu-se um ensaio para avaliar o efeito de diferentes datas de sementeira x densidades x variedade no rendimento em kg de vagens por hectare. Os tratamentos consistiram num arranjo factorial do tipo 2^3. As datas de sementeira foram 16/09/83 e

20/10/83 , as densidades de 45 x 10cm e 30 x 10cm, e as variedades usadas foram BB e BE.

No distrito de Marracuene na campanha agrícola 83/84 fez–se também um ensaio para o estudo de diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoím (Tamnut, Starr, Virginia R26, White Spanish, Bebiano Branco e Jonca). A área útil foi de $7.2m^2$ e os níveis de adubação considerados foram F_0, control, isto é, a não aplicação de fertilizante; F_1, aplicação de 40 kg/ha de P_20_5, em forma de superfosfato simples e F_2, aplicação de 20 kg/ha de N e 40 Kg/ha de P_20_5 sob a forma de ureia e superfosfato simples respectivamente. Neste ensaio usou-se o delineamento de BCC com 4 repetições, num arranjo em talhões subdivididos (split plot design).

3.2 Métodos

A análise dos dados balanceados é feita usando os métodos de Análise de Variância (ANOVA) e Regressão com variáveis indicadoras, para dados não balanceados ANOVA com dados omissos e a Regressão com variáveis indicadoras. As análises foram feitas com auxílio do pacote estatístico MSTATC.

3.2.1 Modelos Lineares e Análise de variância

Dados balanceados

a) Efeito de Compasso no Rendimento da Variedade Bebiano Branco

o modelo linear com efeitos fixos que diz respeito ao ensaio tem as seguintes características:

$Y_{ij} = \mu + \beta_i + \tau_j + \varepsilon_{ij}$ (1)

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

i = 1, 2, 3, 4, 5.

j = 1, 2, 3, 4, 5, 6.

μ é a média geral

β_i é o efeito do bloco i

τ_j é o efeito do tratamento j

ε_{ij} é o termo do erro

Y_{ij} rendimento no bloco i e tratamento j

A partir deste modelo fez-se análise de variância normal, seguindo a estrutura da ANOVA . A Tabela 1 apresenta de uma forma resumida o cálculo das componentes de variância.

Tabela 1. Esquema de análise de variância para diferentes compassos na variedade Bebiano Branco

Fonte de variação	**Gl**	**SQ**	**QM**	$F_{calculado}$
Blocos	5-1	SQB	SQB/(5-1)	QMB/QME
tratamentos	6-1	SQt	SQt/(6-1)	QMt/QME
Erro	(5-1)(6-1)	SQE	SQE/(5-1)(6-1)	
Total	(6x5-1)	SQT		

Gl – graus de liberdade, SQ – soma dos quadrados, QM – quadrado médio

b) Comparação de Diferentes Datas de Sementeira, Densidades e Variedades de Amendoím

Datas de sementeira (Factor A), densidades (Factor B) e variedades (Factor C). O modelo linear com efeitos fixos foi:

$$Y_{ijk} = \mu + \beta_i + \theta_j + \tau_k + \varphi_l + \theta_j\tau_k + \theta_j\,\varphi_l + \tau_k\varphi_l + (\theta\tau\varphi)_{jkl} + e_{ijkl} \qquad (2)$$

$i = 1,2,3,4; \quad j = 1,2; \quad k = 1,2$ e $\quad i = 1, 2$

e_{ijk} ~iid $N(0, \sigma^2)$

Onde:

μ – Média geral

β_i – efeito do bloco i

θ_j – efeito do nível j do factor A (data de sementeira)

τ_k– efeito do nível k do factor B (densidade)

φ_l – efeito do nível l do factor C (variedade)

$(\theta\tau)_{jk}$ – interacção entre o nível j do factor A e o nível k do factor B

$(\theta\varphi)_{jl}$ – interacção entre os níveis j e l dos factores A e C

$(\tau\varphi)_{kl}$ – interacção entre os níveis k e l dos factores B e C

$(\theta\tau\varphi)_{jkl}$ – interacção entre os níveis j, k e l dos factores A, B e C

e_{ijkl}– termo do erro

Y_{ijk} - valor observado na intersecção entre os efeitos j, k e l dos factores θ, τ e φ respectivamente.

Com este modelo fez-se a tabela de análise de variância do seguinte tipo:

Tabela 2. Esquema de análise de variância para diferentes datas de sementeira, densidades e variedades de amendoim

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Bloco	(4-1)	SQB	SQB/(4-1)	QMB/QME
Factor A	(2-1)	SQ(A)	SQ(A)/(2-1)	QM(A)/QME
Factor B	(2-1)	SQ(B)	SQ(B)/(2-1)	QM(B)/QME
AB	(2-1)(2-1)	SQ(AB)	SQ(AB)/(2-1)(2-1)	QM(AB)/QME
Factor C	(2-1)	SQ(C)	SQ(C)/(2-1)	QM(C)/QME
AC	(2-1)(2-1)	SQ(AC)	SQ(AC)/ (2-1)(2-1)	QM(AC)/QME
BC	(2-1)(2-1)	SQ(BC)	SQ(BC)/ (2-1)(2-1)	QM(BC)/QME
ABC	(2-1)(2-1)(2-1)	SQ(ABC)	SQ(ABC))/ (2-1)(2-1)(2-1)	QM(ABC)/QME
Erro	(4-1)(2x2x2-1)	SQE	SQE/(4-1)(2x2x2-1)	
Total	2x2x2x4-1	SQT		

c) Estudo de Diferentes Níveis de Adubação em Seis Variedades de Amendoim

Níveis de adubação (Factor A) e variedades de amendoím (Factor B). O esquema da ANOVA é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3. Esquema de análise de variância para diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoim

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Repetição	4-1	SQR	QMR	QMR/QME
Factor A	3-1	SQ(A)	QM(A)	QM(A)/QME
Erro	(4-1)(3-1)	SQE	QME	
Factor B	6-1	SQ(B)	QM(B)	QM(B)/QME
AB	(3-1)(6-1)	SQ(AB)	QM(AB)	QM(AB)/QME
Erro	3(4-1)(6-1)	SQE	QME	
Total	4x3x6-1	SQT		

3.2.2 Estimação de Parâmetros dos Modelos Lineares

a) Método dos Mínimos Quadrados

O modelo linear:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \cdots + \beta_k x_{ki} + e_i \qquad (3)$$

Onde:

y_i – valor da variável dependente (i = 1, ...,n)

β_{ik} – parâmetros a estimar

e_i – termo do erro

x_{ik} – variáveis independentes

Para obter os estimadores de parâmetros é necessário tomar em consideração as seguintes assunções:

1. As observações das diferentes unidades são independentes e a variância é comum, isto é:

$$E[e_{ij}] = 0$$

$$var[e_{ij}] = \sigma^2$$

2. Não existe uma correlação entre as variáveis independentes e o termo erro;

$$E(X'e) = 0$$

3. O número total de observações (n) é maior do que o número de variáveis independentes (k);

$$n>K$$

4. Não existe uma relação linear entre as variáveis independentes, elas não são correlacionadas;

Este método consiste na minimização da soma dos quadrados do erro. As Estimativas dos parâmetros desconhecidos no modelo, são os valores de $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \cdots, \hat{\beta}_k$, que minimizam a soma dos quadrados do erro de observações, ou seja:

$$S(\beta_0,\ldots,\beta_k)=\sum_{i=1}^{k}(y_i-E[y_i])^2=\sum_{i=1}^{k}(y_i-\beta_o-\beta_1x_{1i}-\cdots-\beta_kx_{ki})^2 \quad (4)$$

Estes valores podem ser obtidos a partir das derivadas parciais de S em relação aos parâmetros desconhecidos, e depois igualando a zero essas derivadas. Em seguida resolve-se o sistema de equações resultante obtendo-se assim as estimativas dos parâmetros $\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_k$.

$$\hat{\beta}=(X'X)^{-1}X'y \quad (5)$$

b) Método da Máxima Verossimilhança

O método da máxima verossimilhança consiste, na construção da função de verossimilhança de parâmetros não conhecidos no modelo para dados da amostra. A função de verossimilhança é a probabilidade conjunta ou a função densidade de probabilidade conjunta de dados observados interpretada como uma função de parâmetros desconhecidos no modelo. Quando uma variável aleatória Y tem uma distribuição normal com a média μ e variância σ^2, a sua função densidade de probabilidade é:

$$f_Y(y)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left\{-\frac{1}{2}*\left[\frac{(y_i-\mu)}{\sigma}\right]^2\right\} \quad (6)$$

A função densidade de probabilidade conjunta de n variáveis aleatórias $Y_1, Y_2, \ldots, Y_n$ cada uma com a média $\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_n$ respectivamente, define-se como o produto das n funções densidades e indica-se por:

$$L(\mu_i,\sigma)=\prod_{i=1}^{n}\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(y_i-\mu_i)}{\sigma}\right]^2\right\} \quad (7)$$

A função de verossimilhança dos dados é a mesma expressão tomada como função de μ e σ e, é designada por L (μ, σ). Uma vez que a média μ_i para cada n observações depende dos parâmetros do modelo $\beta = (\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_k)$, tem-se:

$$L(\beta_i,\sigma) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(y_i - \beta_0 - \beta_1 x_{1i} - \ldots - \beta_k x_{ki})\frac{1}{\sigma}\right]^2\right\} \qquad (8)$$

Estimadores de máxima verossimilhança de parâmetros em β são os valores de β que maximizam a função de verossimilhança eq. (8). Entretanto, é sempre conveniente maximizar o logaritmo de verossimilhança.

$$\frac{\partial \log \ L(\beta,\sigma)}{\partial \beta} \mid \beta^{\wedge} = 0 \qquad (9)$$

Para o qual

$$\frac{\partial \log \ L^2(\beta,\sigma)}{\partial \beta^2} \mid \beta^{\wedge} < 0 \qquad (10)$$

Quando os dados têm uma distribuição normal, maximizar a função verossimilhança na equação (8) é equivalente a minimizar a soma dos quadrados do erro da observação dos seus valores esperados e assim, este método de estimação resulta em estimativas iguais de β - parâmetros como no método dos mínimos quadrados. Neste caso particular, o estimador da máxima verosimilhança não é viciado, independentemente do tamanho da amostra.

3.2.3 Uso de Modelos de Regressão e Princípio de Soma dos Quadrados Extra para derivar Componentes de Variância

Quando se incluem todas variáveis no modelo (modelo completo), obtem-se uma soma dos quadrados da regressão correspondente; e ao se reduzirem certas variáveis (modelo reduzido), também se obtém uma soma dos quadrados da regressão e a diferença entre estas regressões denomina-se soma dos quadrados extras devido `a não inclusão de certos termos nos modelos. De um modo geral, para qualquer modelo de regressão pode-se escrever esta soma dos quadrados extra como sendo:

$SQ(\beta_0)$, $SQ(\beta_1|\beta_0)$, $SQ(\beta_2|\beta_0, \beta_1)$, . . ., $SQ(\beta_p|\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_{p-1})$.

a) Seja m fontes de variação menos o erro

Ao se usar o modelo completo:

$$y = X_c\beta_c + u_c \qquad (11)$$

onde

y - variável dependente

β - parâmetros a estimar

X_c - variáveis independentes

u_c - o termo do erro.

Estima-se primeiro os parâmetros desconhecidos com o auxílio do método de mínimos quadrados, sendo:

$\hat{y} = X_c\hat{\beta}$ o modelo estimado (12)

Do modelo estimado, a soma dos quadrados totais (SQT) é dada por:

$$SQT = y'y$$

A soma dos quadrados da regressão (SQR_c) é dada por:

$$SQR_c = \hat{\beta}_c'X_c'X_c\hat{\beta}_c - T\bar{y}^2$$

Sendo a soma dos quadrados do erro obtida pela diferença entre a soma dos quadrados totais e a soma dos quadrados da regressão:

SQE = SQT – SQR_c

b) Com m–1 fontes de variação

Constroi-se o modelo reduzido expresso da seguinte forma:

$$y = X_r \beta_r + u_r \qquad (13)$$

$$\hat{y} = X_r \hat{\beta}_r \text{ modelo estimado} \qquad (14)$$

A partir deste modelo obtem–se a soma dos quadrados da regressão (SQR_r)

$$SQR_r = \hat{\beta}_r' X_r' X_r \hat{\beta}_r - T\bar{y}^2$$

SQR_c – SQR_r = a Soma dos Quadrados Extra. Os graus de liberdade são iguais `a diferença entre os graus de liberdade das componentes em causa no modelo. Daqui se pode construir a tabela de análise de variância.

Dados balanceados

a) Efeito de Compasso no Rendimento da Variedade Bebiano Branco

Os blocos e os tratamentos têm 4 e 5 variáveis indicadoras, respectivamente. Assim o modelo completo de regressão linear é:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9 + U_1 \qquad (15)$$

Onde:

$\beta_0, \ldots, \beta_9$ - parâmetros por estimar

$X_1, \ldots, X_4$ - variáveis indicadoras relativas aos blocos que tomam os valores de “0” (ausente) e “1” (presente)

$X_5, \ldots, X_9$ - variáveis indicadoras referentes aos tratamentos que tomam os valores de“0” (ausente) e “1” (presente)

U_n - termo do erro

Y_n - variável dependente

A partir do modelo completo, primeiro estimam–se os parâmetros (βi) com base no método de mínimos quadrados..

$\hat{\beta}_c = (X_c' X_c)^{-1} X_c' y$

Em seguida, determina – se a soma dos quadrados totais:

$SQT = Y'Y$

A Soma dos Quadrados (dos tratamentos mais blocos) ou SQ($\beta_1, \ldots, \beta_9 | \beta_0$) é:

$SQ(\beta_1, \cdots, \beta_9 | \beta_0) = \hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\bar{Y}^2$ = SQ(blocos) + SQ(tratamentos)

A Soma dos Quadrados do Erro é dada por:

SQE = SQT – SQ(blocos + tratamentos)

$= Y'Y - \left(\hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\bar{Y}^2\right)$

A divisão da SQ(blocos + tratamentos) envolve a estimação do modelo que exclui os tratamentos como está apresentado na eq. 16 o mesmo denomina–se modelo reduzido.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + U_2 \qquad (16)$$

Este modelo tem como objectivo determinar a soma dos quadrados dos blocos SQ($\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4 | \beta_0$) apresentada como:

$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4 | \beta_0) = \hat{\beta}_r' X_r' X_r \hat{\beta}_r - T\bar{Y}^2$

Pela subtração a Soma dos Quadrados dos tratamentos foi obtida:

SQtrat = SQ(blocos + tratamentos) – SQ(blocos)

SQ($\beta_5, \ldots, \beta_9 | \beta_0$) $= \left(\hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\bar{Y}^2\right) - \left(\hat{\beta}_r' X_r' X_r \hat{\beta}_r - T\bar{Y}^2\right)$

Enquanto os graus de liberdade dos blocos correspondem ao número das variáveis indicadoras envolvidas no submodelo, para os tratamentos é feita a diferença entre os graus de liberdade do modelo completo e os do modelo reduzido. A partir destes resultados constrói-se a tabela de análise de variância.

Tabela 4. Esquema de análise de regressão para diferentes compassos na variedade Bebiano Branco

Fonte	Gl	SQ	QM	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4 \mid \beta_0)$	4	......	......	
$SQ(\beta_5,\ldots,\beta_9 \mid \beta_0)$	5	......	.....	
Erro	(N – 1) – 9	......	......	
Total	N - 1			

Gl – graus de liberdade; SQ – soma dos quadrados; QM – quadrado médio; N – número total de observações.

b) Comparação de Diferentes Datas de Sementeira, Densidades e Variedades de Amendoim

O modelo completo de regressão com variáveis indicadoras é o seguinte:

$$Y_1 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_{14} + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_4 X_5 + \beta_8 X_4 X_6 + \beta_9 X_5 X_6 + \beta_{10} X_4 X_5 X_6 + U_1 \quad (17)$$

Onde:

$\beta_0,\ldots,\beta_{10}$ - parâmetros a estimar

$X_1,\ldots,X_3$ - variáveis indicadoras das repetições que tomam os valores 0 (ausente) e 1 (presente)

X_4 , X_5 , X_6 - variáveis indicadoras dos factores que tomam os valores 0 (ausente) e 1 (presente)

U. – termo do erro

Y – valor da variável dependente

Através do modelo apresentado determina–se a soma dos quadrados totais da seguinte forma:

$SQT = Y'Y$

O conjunto da soma dos quadrados dos blocos e tratamentos (compostos por factores) é calculado com auxílio da seguinte expressão:

$$SQ(\beta_1,\cdots,\beta_{10}|\beta_0) = \hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\overline{Y}^2$$

O modelo reduzido abaixo não incorpora os tratamentos, permite apenas obter a soma dos quadrados dos blocos.

$$. Y_2 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + U_2 \qquad (18)$$

A soma dos quadrados dos blocos $SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3|\beta_0)$ é por conseguinte dada por:

$$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3|\beta_0) = \hat{\beta}_{r1}' X_{r1}' X_{r1} \hat{\beta}_{r1} - T\overline{Y}^2$$

A soma dos quadrados de cada um dos factores é obtida por submodelos individuais. Neste contexto, o modelo reduzido que diz respeito ao Factor 1(datas de sementeira) é dado por:

$$Y_3 = \beta_0 + \beta_4 X_4 + U_3 \qquad (19)$$

A soma dos quadrados referente ao Factor 1 (datas de sementeira) $SQ(\beta_4|\beta_0)$ é calculada com base na expressão:

$$SQ(\beta_4|\beta_0) = \hat{\beta}_{r2}' X_{r2}' X_{r2} \hat{\beta}_{r2} - T\overline{Y}^2$$

O submodelo contém somente o factor 2 (densidade):

$$Y_4 = \beta_0 + \beta_5 X_5 + U_4 \qquad (20)$$

A soma dos quadrados do Factor densidade $SQ(\beta_5|\beta_0)$ é obtida com auxílio de:

$$SQ(\beta_5|\beta_0) = \hat{\beta}_{r3}' X_{r3}' X_{r3} \hat{\beta}_{r3} - T\overline{Y}^2$$

O modelo reduzido com Factor 3 (variedades) é expresso da seguinte forma:

$$Y_5 = \beta_0 + \beta_6 X_6 + U_5 \qquad (21)$$

e a respectiva soma dos quadrados dada por:

$$SQ(\beta_6|\beta_0) = \hat{\beta}_{r4}' X_{r4}' X_{r4} \hat{\beta}_{r4} - T\overline{Y}^2$$

O modelo reduzido que envolve a interacção entre os factores 1 e 2 é representado por:

$$Y_6 = \beta_0 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_7 X_4 X_5 + U_6 \qquad (22)$$

A partir deste modelo, obtém–se a $SQ(\beta_4,\beta_5,\beta_7|\beta_0)$ correspondente ao submodelo que envolve os factores datas de sementeira e densidades.

$$SQ(\beta_4,\beta_5,\beta_7|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r5} X'_{r5} X_{r5} \hat{\beta}_{r5} - T\overline{Y}^2$$

Pela subtração é obtida a soma dos quadrados da interacção:

$SQ(F_1xF_2) = SQ(\beta_7|\beta_4, \beta_5, \beta_0) = SQ(\beta_4,\beta_5,\beta_7|\beta_0) - SQ(\beta_4|\beta_0) - SQ(\beta_5|\beta_0)$

A soma dos quadrados da interacção entre os factores 1 e 3 alcança-se subtraindo a soma dos quadrados correspondentes ao submodelo seguinte pelas somas dos quadrados dos factores incorporados no mesmo.

$$Y_7 = \beta_0 + \beta_4 X_4 + \beta_6 X_6 + \beta_8 X_4 X_6 + U_7 \qquad (23)$$

$$SQ(\beta_4,\beta_6,\beta_8|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r6} X'_{r6} X_{r6} \hat{\beta}_{r6} - T\overline{Y}^2$$

$SQ(F_1xF_3) = SQ(\beta_8|\beta_4, \beta_6, \beta_0) = SQ(\beta_4,\beta_6,\beta_8|\beta_0) - SQ(\beta_4|\beta_0) - SQ(\beta_6|\beta_0)$

O cálculo da soma dos quadrados da interacção entre os factores 2 e 3 envolve estimar o modelo reduzido apresentado pela eq.24. De seguida subtrai–se a soma dos quadrados deste pelas somas dos quadrados dos factores em causa.

$$Y_8 = \beta_0 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_9 X_5 X_6 + U_8 \qquad (24)$$

$$SQ(\beta_5,\beta_6,\beta_9|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r7} X'_{r7} X_{r7} \hat{\beta}_{r7} - T\overline{Y}^2$$

$SQ(F_2xF_3) = SQ(\beta_9|\beta_0,\beta_5,\beta_6) = SQ(\beta_5,\beta_6,\beta_9|\beta_0) - SQ(\beta_5|\beta_0) - SQ(\beta_6|\beta_0)$

A soma dos quadrados da interacção entre os factores 1, 2 e 3 foi obtida pela subtracção da soma dos quadrados correspondentes ao modelo completo pelas restantes somas dos quadrados, nomeadamente dos blocos, factores e as respectivas interacções duplas.

$SQ(F_1xF_2xF_3) = SQ(\beta_{10}|\beta_0, \ldots, \beta_9) = SQ(\beta_1, \ldots, \beta_{10}|\beta_0) - SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3|\beta_0) - SQ(\beta_4|\beta_0) - SQ(\beta_5|\beta_0) - SQ(\beta_6|\beta_0) - SQ(\beta_7|\beta_4, \beta_5, \beta_0) - SQ(\beta_8|\beta_4, \beta_6, \beta_0) - SQ(\beta_9|\beta_0,\beta_5,\beta_6)$.

Com estes resultados constrói–se a Tabela 5 de análise de variância. É de salientar que os graus de liberdade de cada fonte correspondem ao número das variáveis em causa no respectivo modelo.

Tabela 5. Esquema de análise de regressão para diferentes datas de sementeira, densidades e variedades

Fonte	Gl	SQ	QM	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3 \vert \beta_0)$	3	....	....	....
$SQ(\beta_4 \vert \beta_0)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_5 \vert \beta_0)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_6 \vert \beta_0)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_7 \vert \beta_4, \beta_5, \beta_0)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_8 \vert \beta_4, \beta_6, \beta_0)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_9 \vert \beta_0, \beta_5, \beta_6)$	1	....	....	....
$SQ(\beta_{10} \vert \beta_0, \ldots, \beta_9)$	1	....	....	....
Erro	(N – 1)-10	....	....	
Total	N - 1	....		

Gl – graus de liberdade; SQ – soma dos quadrados; QM – quadrado médio; N – número total de observações.

c) Estudo de Diferentes Níveis de Adubação em Seis Varidades de Amendoím

O modelo completo contém 3, 5 e 2 variáveis indicadoras para os blocos, tratamentos (variedades de amendoím) e níveis de adubação respectivamente.

$$Y_1 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9$$
$$+ \beta_{10} X_{10} + \beta_{11} X_1 X_4 + + \beta_{12} X_1 X_5 + \beta_{13} X_2 X_4 + \beta_{14} X_2 X_5 + \beta_{15} X_3 X_4 + \beta_{16} X_3 X_5$$
$$+ \beta_{17} X_4 X_6 + \beta_{18} X_4 X_7 + \beta_{19} X_4 X_8 + \beta_{20} X_4 X_9 + \beta_{21} X_4 X_{10} + \beta_{22} X_5 X_6 + \beta_{23} X_5 X_7$$
$$+ \beta_{24} X_5 X_8 + \beta_{25} X_5 X_9 + \beta_{26} X_5 X_{10} + U_1 \quad (25)$$

Onde:

X_1, X_2, X_3 – variáveis indicadoras referentes aos blocos com os valores "0" (ausente) e "1" (presente)

X_4 e X_5 – variáveis indicadoras que dizem respeito aos níveis de adubação com os valores "0" (ausente) e "1" (presente)

X_6, . . ., X_{10} – variáveis indicadoras para as variedades com os valores "0" (ausente) e "1" (presente)

Y_n – valor da variável dependente

U_n – termo do erro

Para este modelo, a soma dos quadrados totais foi calculada segundo a fórmula:

$$SQT = Y'Y$$

Em seguida, determinou-se a soma dos quadrados que incorporam os blocos e os tratamentos, simultaneamente.

$$SQ(\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_{26} | \beta_0) = \hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\overline{Y}^2$$

O modelo abaixo envolve os blocos.

$$Y_2 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + U_2 \quad (26)$$

A equação apresentada permite o cálculo da soma dos quadrados dos blocos SQ(β_1, β_2, β_3| β_0).

$$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r1}X'_{r1}X_{r1}\hat{\beta}_{r1} - T\overline{Y}^2$$

O submodelo inclui somente o factor níveis de adubação:

$$Y_3 = \beta_0 + \beta_4X_4 + \beta_5X_5 + U_3 \tag{27}$$

A soma dos quadrados do factor níveis de adubação obtém-se com auxílio da equação:

$$SQ(\beta_4,\beta_5|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r2}X'_{r2}X_{r2}\hat{\beta}_{r2} - T\overline{Y}^2$$

O submodelo referente ao factor variedades obtido por:

$$Y_4 = \beta_0 + \beta_6X_6 + \beta_7X_7 + \beta_8X_8 + \beta_9X_9 + \beta_{10}X_{10} + U_4 \tag{28}$$

A equação que permitiu o cálculo da soma dos quadrados do factor variedade

SQ(β_6, β_7, β_8, β_9, β_{10}|β_0).

$$SQ(\beta_6,\beta_7,\beta_8,\beta_9,\beta_{10}|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r3}X'_{r3}X_{r3}\hat{\beta}_{r3} - T\overline{Y}^2$$

A soma dos quadrados da interacção entre os blocos e os níveis de adubação é obtida pela subtração da soma dos quadrados correspondente ao modelo em causa pelo factor níveis e blocos individualmente.

$$\begin{aligned} Y_5 = {} & \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \beta_3X_3 + \beta_4X_4 + \beta_5X_5 + \beta_{11}X_1X_4 + \beta_{12}X_1X_5 + \beta_{13}X_2X_4 + \beta_{14}X_2X_5 + \\ & + \beta_{15}X_3X_4 + \beta_{16}X_3X_5 + U_5 \end{aligned} \tag{29}$$

A separação da soma dos quadrados da interacção entre os factores níveis de adubação e variedades envolve estimar o submodelo que contém os dois factores.

$$\begin{aligned} Y_6 = {} & \beta_0 + \beta_4X_4 + \beta_5X_5 + \beta_6X_6 + \beta_7X_7 + \beta_8X_8 + \beta_9X_9 + \beta_{10}X_{10} + \beta_{17}X_4X_6 \\ & + \beta_{18}X_4X_7 + \beta_{19}X_4X_8 + \beta_{20}X_4X_9 + \beta_{21}X_4X_{10} + \beta_{22}X_5X_6 + \beta_{23}X_5X_7 \\ & + \beta_{24}X_5X_8 + \beta_{25}X_5X_9 + \beta_{26}X_5X_{10} + U_6 \end{aligned} \tag{30}$$

Este submodelo permite obter a soma dos quadrados conjunta dos factores níveis de adubação e variedades:

$$SQ(\beta_4,\beta_5,\beta_6,\beta_7,\beta_8,\beta_9,\beta_{10},\beta_{17},\beta_{18},\cdots,\beta_{26}|\beta_0) = \hat{\beta}'_{r4}X'_{r4}X_{r4}\hat{\beta}_{r4} - T\overline{Y}^2$$

Pela subtração entre soma dos quadrados conjunta dos factores níveis de adubação e variedades e as somas dos quadrados do factores isolados, a soma dos quadrados da interacção SQ($\beta_{17}, \ldots, \beta_{26}|\beta_0$) é obtida:

$$SQ(\beta_{17},\beta_{18},\beta_{19},\beta_{20},\cdots,\beta_{26}|\beta_0,\beta_4,\beta_5,\beta_6,\cdots,\beta_{10}) = SQ(\beta_4,\beta_5,\beta_6,\beta_7,\beta_8,\beta_9,\beta_{10},\beta_{17},\beta_{18},\cdots,\beta_{26}|\beta_0) - -SQ(\beta_6,\beta_7,\beta_8,\beta_9,\beta_{10}|\beta_0) - SQ(\beta_4,\beta_5|\beta_0)$$

Os graus de liberdade dos blocos, factores níveis de adubação e variedades correspondentem ao número de variáveis a incluir no modelo. Os da interacção entre os factores níveis de adubação e variedades são iguais ao produto dos graus de liberdade dos mesmos. A partir da multiplicação entre os graus de liberdade dos blocos e o factor níveis obtiveram–se os graus de liberdade do primeiro erro, tendo em seguida sido construida a tabela 6 de análise de variância.

Tabela 6. Esquema de análise de regressão para diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoim

Fonte de variação	**Gl**	**SQ**	**QM**	**$F_{calculado}$**
SQ($\beta_1, \beta_2, \beta_3 \| \beta_0$)	3	....	....	....
SQ($\beta_4, \beta_5 \| \beta_0$)	2	....	....	....
SQ($\beta_{11}, \ldots, \beta_{16} \| \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta$)	6	....	....	
SQ($\beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9, \beta_{10} \| \beta_0$)	5	....	....	....
SQ($\beta_{17}, \beta_{18}, \ldots, \beta_{26} \| \beta_0, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9, \beta_{10}$)	10	....	....	....
Erro	(N – 1) – 26	....	....	
Total	N - 1	....		

Gl – graus de liberdade; SQ – soma dos quadrados; QM – quadrado médio; N – número total de observações.

3.2.4 Dados não Balanceados (NB)

A Análise de Variância com Dados Omissos

O delineamento usado foi de blocos completos casualisados. No ensaio de comparação entre 7 variedades de amendoim realizado na FAEF na campanha agrícola 90/91, haviam 3 parcelas com dados omissos. Neste caso a fórmula para estimar a observação perdida foi:

$$X = \frac{rB_0 + tT_0 - G_0}{(r-1)(t-1)} \qquad (31)$$

Onde:

X - estimativa do valor omisso

B_0 - total dos valores observados do bloco que contém o valor omisso

T_0 - total dos tratamentos que contém a observação omissa

G_0 - grande total para valores existentes

r - número de repetições

t - número de tratamentos

Tratando–se de 3 valores omissos usa–se o processo iterativo envolvendo 5 etapas para a estimação dos mesmos.

Passo I

Assumem-se valores iniciais para todos valores omissos excepto um, embora qualquer valor possa ser usado como valor inicial. Os valores comumente usados para cada observação omissa são a média da sua média marginal:

$$\overline{X}_{ij} = \frac{\bar{t}_i + \bar{b}_j}{2} \qquad (32)$$

Onde :

$\overline{X}_{ij}$ - valor inicial do tratamento i-ésimo e repetição j-ésima

$\bar{t}_i$ - média de todos valores observados do tratamento i-ésimo

$\bar{b}_j$ - média de todos valores observados na repetição j-ésima

Passo II

Substituem–se os valores inicialmente assumidos no passo I na tabela de valores observados e estima-se uma das observações omissas remanescentes usando a fórmula (31) apropriada para dados omissos.

Passo III

Coloca-se a estimativa do valor omisso obtido no passo II na tabela constituida por todos valores observados e valores inicialmente assumidos no passo I. Em seguida,

1. Remove-se um valor inicial. A ordem na qual os valores iniciais são removidos não é importante neste estágio. Entretanto, deve ser seguida nos passos seguintes;
2. Trata-se o valor removido como dado omisso e estima-se este, segundo a técnica da fórmula de dados omissos usado no passo II.

Repete-se o processo seguinte para a terceira observação omissa e assim sucessivamente, até que todos dados omissos tenham sido estimados. da técnica de. Assim se completa o primeiro ciclo de iteração.

Passo IV

Repete-se o passo III para o segundo cíclo de iterações seguindo a mesma ordem de dados omissos previamente usados. Compara–se a nova série de dados estimados com os obtidos no primeiro ciclo. Se as diferenças forem satisfatóriamente pequenas, a nova série de dados pode ser aceitável e o processo iterativo terminado. De qualquer forma, o terceiro ciclo de iteração deve ser iniciado e o processo poderá ser continuado até que a diferença entre as estimativas das duas últimas séries seja satisfatoriamente pequena. É importante notar que a diferença torna-se menor quanto maior for o número de cíclos usados.

Passo V

Usa-se a série de dados estimados a partir do último ciclo de iteração junto com todos outros dados observados para se proceder a análise da variância de maneira usual, mas com *m* (número total de valores omissos) subtraído em ambos graus de liberdade do total e erro. A análise de variância é feita como apresentada na Tabela 7.

Tabela 7. Esquema de análise de variância para 7 variedades de amendoim

Fonte de variação	Gl	SQ	QM	$F_{calculado}$
Blocos	(4-1)	.....	.....	.....
Tratamentos	(7-1)	.....	.....	.....
Erro	[(4-1)(7-1)-m]	.....	.....	
Total	(4x7-1-m)	.....		

Gl – graus de liberdade, SQ – soma dos quadrados, QM – quadrado médio, *m* – número de dados perdidos.

Regressão e princípio de Soma dos Quadrados Extras

Para o caso do ensaio de comparação entre 7 variedades de amendoim, também usou-se a regressão com variáveis indicadoras com auxílio do princípio da soma dos quadrados extra. O modelo completo de regressão para este ensaio tem três variáveis indicadoras para os blocos e seis para os tratamentos e é dado por:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9 + U_i \quad 33)$$

Onde:

X_1, X_2, X_3 – variáveis indicadoras correspondentes aos blocos e que tomam os valores

"0 " (ausente) e "1" (presente)

$X_4, \ldots, X_9$ – variáveis indicadoras dos tratamentos e que tomam os valores "0" e "1"

U_1 – termo do erro

Y – valor da variável dependente

A partir do modelo completo, estimam–se primeiro os parâmetros betas:

$$\hat{\beta}_c = (X_c' X_c)^{-1} X_c' y$$

Em seguida, determina–se a soma dos quadrados totais:

$$SQT = Y'Y$$

A soma dos quadrados (dos tratamentos mais blocos) ou SQ($\beta_1, \ldots, \beta_9|\beta_0$) é:

$$SQ(\beta_1, \cdots, \beta_9|\beta_0) = \hat{\beta}_c' X_c' X_c \hat{\beta}_c - T\overline{Y}^2 = \text{blocos + tratamentos}$$

A Soma dos Quadrados do Erro é dada por:

SQE = SQT – SQ(blocos + tratamentos)

A divisão da SQ(blocos + tratamentos) envolve a estimação do modelo que exclue os tratamentos como está apresentado na equação, o mesmo é denominado modelo reduzido.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + U_2 \quad (34)$$

Este modelo tem como objectivo determinar a soma dos quadrados dos blocos SQ($\beta_1, \beta_2, \beta_3|\beta_0$) apresentado como:

$$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3|\beta_0) = \hat{\beta}_r' X_r' X_r \hat{\beta}_r - T\overline{Y}^2$$

Pela subtração a Soma dos Quadrados dos tratamentos é obtida:

SQtrat = SQ(blocos + tratamentos) – SQ(blocos)

$$SQ(\beta_4, \beta_5, \ldots, \beta_9|\beta_0) = \left(\hat{\beta}_c' X_c' X_c \beta_c - T\overline{Y}^2\right) - \left(\hat{\beta}_r' X_r' X_r \hat{\beta}_r - T\overline{Y}^2\right)$$

Enquanto os graus de liberdade dos blocos correspondem ao número das variáveis indicadoras envolvidas no submodelo, para os tratamentos é feita a diferença entre os graus de liberdade do modelo completo e os do modelo reduzido. A partir destes resultados constrói-se a tabela 8 de análise de variância.

Tabela 8 Esquema de análise de regressão para 7 variedades de amendoím

Fonte de variação	**Gl**	**SQ**	**QM**	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3 \mid \beta_0)$	3	.....	......	
$SQ(\beta_4, \beta_5,\dots,\beta_9 \mid \beta_0)$	6	......	.....	
Erro	(N – 1) – 9	......		
Total	N - 1			

Gl – graus de liberdade; SQ – soma dos quadrados; QM – quadrado médio; N – número total de observações.

4. Resultados e Discussão

4.1 Dados Balanceados

a) Efeito de Compasso no Rendimendo de Bebiano Branco

O rendimento de amendom foi medido em kg de vagens por ha.

a1. Análise de variância

Tabela 9. Análise de variância para diferentes compassos no Bebiano Branco

Fonte de variação	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Blocos	4	78417,52	19604,38	0,73
Tratamentos	5	135439,08	27087,82	1,01
Erro	20	533919,30	26695,97	
Total	29	747775,90		

Da Tabela 9, a partir do teste $F_{calculado}$ e no nível de significância de 5% verifica – se que a formação dos blocos não reduziu o erro experimental. O uso de diferentes compassos não influenciou o rendimento da variedade Bebiano Branco.

a2. Regressão

Tabela 10. Análise de regressão para diferentes compassos no Bebiano Branco

Fonte de variação	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4 \mid \beta_0)$	4	78417,52	19604,38	0,73
$SQ(\beta_5, \beta_6, \ldots, \beta_9 \mid \beta_0)$	5	135439,08	27087,82	1,01
Erro	20	53391,30	26695,97	
Total	29	747775,90		

É de notar que os graus de liberdade, a soma dos quadrados de todas as componentes e os valores de $F_{calculado}$ são idênticos para ambos métodos. É de referir ainda que os graus de liberdade também correspondem ao número das variáveis indicadoras introduzidas no modelo.

b) Comparação de Diferentes Datas de Sementeira, Densidades e Variedades de Amendoim

O rendimento foi medido em kg de vagens por ha.

b1. Análise de variância

Tabela 11. Análise de variância para diferentes datas de sementeira, densidades e variedades de amendoim

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Repetição	3	287531,65	95843,88	4,61*
Factor A	1	145381,81	145381,81	6,99*
Factor B	1	47193,60	47193,60	2,27
AB	1	13832,00	13832,00	0,66
Factor C	1	707,82	707,82	0,03
AC	1	96657,06	96657,06	4,65*
BC	1	8867,79	8867,79	0,43
ABC	1	8485,79	8485,79	0,41
Erro	21	436914,33	20805,44	
Total	31	1045571,84		

* - significativo a nível de significância de 5%

Analisando os dados da Tabela 11, pode-se verificar que, por um lado os efeitos dos blocos ou repetições, das datas de sementeira, interacção datas de sementeira e variedades são significativos a 5%. Por outro lado, os dos factores densidades, variedades, interacções datas de sementeira e densidades, densidades e variedades e datas de sementeira x densidades x variedades não são significativos a 5%. As datas de sementeira individualmente assim como a interacção datas de sementeira e variedades têm efeitos significativos sobre o rendimento do amendoim. Não existem interacções significativas entre as datas de sementeira e densidades, densidades e variedades assim como datas de sementeira, densidades e variedades. Mesmo densidades e variedades por si só não mostraram diferenças.

b2. Regressão

Tabela 12. Análise de regressão para diferentes datas de sementeira, densidades e variedades de amendoim

Fonte	**GL**	**SQ**	**QM**	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3 \mid \beta_0)$	3	287531,65	95843,88	4,61*
$SQ(\beta_4 \mid \beta_0)$	1	145381,81	145381,81	6,99*
$SQ(\beta_5 \mid \beta_0)$	1	47193,60	47193,60	2,27
$SQ(\beta_6 \mid \beta_0)$	1	707,82	707,82	0,03
$SQ(\beta_7 \mid \beta_4, \beta_5, \beta_0)$	1	13832,00	13832,00	0,66
$SQ(\beta_8 \mid \beta_4, \beta_6, \beta_0)$	1	8867,79	8867,79	0,43
$SQ(\beta_9 \mid \beta_0, \beta_5, \beta_6)$	1	96657,06	96657,06	4,65*
$SQ(\beta_{10} \mid \beta_0, \ldots, \beta_9)$	1	8485,79	8485,79	0,41
Erro	21	436914,33	20805,44	
Total	31	1045571,84		

As Tabelas 11 e 12 mostram não existir diferença nos resultados quando se aplicam os dois métodos regressão e ANOVA, tanto nas componentes de variância assim como os valores do $F_{calculado}$.

c) Estudo de diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoim

c1. Análise de variância

Tabela 13. Análise de Variância para diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoim

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Repetição	3	604498,06	201499,35	9,32*
Factor A	2	851662,88	425831,44	19,70*
Erro	6	125782,38	20963,72	
Factor B	5	469182,76	93836,55	4,34*
AB	10	84257,53	8425,75	0,39
Erro	45	972746,65	21616,59	
Total	71	3108130,26		

* - significativo a nível de significância de 5%

As repetições, o factor níveis de adubação e o factor variedades têm todos efeitos significativos a 5% enquanto que a interacção níveis de adubação x variedades não têm efeitos significativos.

c2. Regressão

Tabela 14. Análise de regressão para diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoim

Fonte de variação	**GL**	**SQ**	**QM**	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1, \beta_2, \beta_3 \mid \beta_0)$	3	604498,06	201499,35	9,32*
$SQ(\beta_4, \beta_5 \mid \beta_0)$	2	851662,88	425831,44	19,70*
$SQ(\beta_{11}, \ldots, \beta_{16} \mid \beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5)$	6	125782,38	20963,73	
$SQ(\beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9, \beta_{10} \mid \beta_0)$	5	469182,76	93836,55	4,34*
$SQ(\beta_{17}, \beta_{18}, \ldots, \beta_{26} \mid \beta_0, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9, \beta_{10})$	10	84257,53	8425,75	0,39
Erro	45	972746,65	21616,59	
Total	71	3108130,26		

Das Tabelas 13 e 14 também se pode constatar o mesmo frisado nos subcapítulos anteriores referentes aos resultados das análises de regressão e de ANOVA no que diz respeito a dados balanceados. Os resultados obtidos com a aplicação dos dois métodos são idênticos.

O uso dos dois métodos na análise de dados balanceados nomeadamente análise de variância normal e regressão teve como objectivo demonstrar que ambos produziam o mesmo resultado.

4.2 Dados não balanceados

a) Comparação entre Sete Variedades de Amendoim em Função do Peso de Vagens em toneladas por hectare

a1. Análise de variância com dados omissos

Tabela 15. Análise de variância com valores estimados (ton/ha)

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Repetição	3	0,0800	0,0260	0,7200
Tratamento	6	0,7500	0,1250	3,5100*
Erro	15	0,5300	0,0360	
Total	24	1,3600		

* - significativo a nível de significância de 5%

Da Tabela 15 pode-se depreender que com o uso deste delineamento não houve redução significativa do erro experimental a 5%. Existem diferenças significativas entre os rendimentos das variedades de amendoim. Os graus de liberdade reduziram-se devido aos ajustes feitos para os graus de liberdade do total e do erro. Neste caso concrecto foram subtraídos 3 valores.

a2. Regressão

Tabela 16. Análise da regressão para dados não balanceados

Fonte de variação	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3\|\beta_0)$	3	0,0924	0,0310	0,87
$SQ(\beta_4,\beta_5,\ldots,\beta_9\|\beta_0)$	6	0,5981	0,1000	2,81*
Erro	15	0,5336	0,0356	
Total	24	1,2241		

* - significativo a nível de significância de 5%

Os blocos não têm efeitos significativos a 5% (Tabela 16). O rendimento das variedades do amendoim difere significativamente. Contudo, verifica-se uma diferença nas componentes de variância em relação a tabela anterior. Os graus de liberdade reflectem o número das variáveis indicadoras introduzidas no modelo.

Das Tabelas 15 e 16 pode-se notar que os blocos não reduziram o erro experimental significativamente a 5% em ambos métodos. Quanto aos tratamentos, há uma diferença significativa. Não há diferenças em termos de inferências provavelmente porque no método de análise de variância com dados omissos, os valores estimados estão dentro da amplitude dos dados observados no ensaio.

b) Comparação entre Sete Variedades de Amendoím em termos de peso de amostra (gramas)

b1. ANOVA com dados omissos

Tabela 17. Análise de variância com dados estimados

Fonte	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
Repetição	3	835,2300	278,4120	0,65
Tratamento	6	1850,9900	308,4980	0,72
Erro	15	6444,7300	429,6490	
Total	24	9130,9600		

A Tabela 17 mostra que tanto os blocos assim como os tratamentos não têm efeitos significativos a 5%. Em outras palavras, o teste F não mostra diferenças significativas entre os rendimentos das variedades.

b2. Regressão

Tabela 18. Análise de regressão de dados não balanceados

Fonte de variação	GL	SQ	QM	$F_{calculado}$
$SQ(\beta_1,\beta_2,\beta_3\|\beta_0)$	3	786,7238	263,2413	0,69
$SQ(\beta_4,\beta_5,\ldots,\beta_9\|\beta_0)$	6	1604,8220	267,4703	0,63
Erro	15	6374,4541	424,9636	
Total	24	8766,0000		

Verifica-se uma diferença não significativa no rendimento das variedades a nível de significância de 5%. A formação dos blocos não reduziu significativamente o erro experimental. Com o uso dos dois métodos chega–se as mesmas conclusões apesar dos valores referentes a componentes de variância e $F_{calculado}$ serem diferentes.

5. Conclusões e Recomendações

5.1 Conclusões

Com os resultados do presente estudo conclui-se o seguinte:

- Os resultados mostraram que para dados balanceados, as componentes de variância não foram diferentes com o uso de ANOVA e regressão;

- No caso de dados não balanceados os resultados obtidos com aplicação dos dois métodos (ANOVA com dados omissos e regressão) são diferentes em termos numéricos, mas as inferências tiradas são as mesmas;

- O método de regressão mostrou ser eficaz dado que adequa-se a diferentes delineamentos e não necessita de cálculo de dados omissos, o que não acontece com o método de ANOVA, o clássico.

5.2 Recomendações

As recomendações apresentadas a seguir constituem uma contribuição de forma a melhorar a eficiência na análise de dados de ensaios de campo.

- O uso de regressão com variáveis indicadoras na análise de dados não balanceados quando o número total de observações é maior do que o número de variáveis (n>k), parece ser o método mais adequado;

- Recomenda-se ainda o uso de regressão para ensaios com um número de observações omissas reduzido;

- Que se faça mais trabalhos sobre este tema.

6. Referências

Anderson, Virgil L. e Mclean, Robert A. 1974. *Design of Experiments.* New York: Marcel Dekker, Inc.

Collett D. 1991. *Modelling Binary Data*. Lodon: Chapman & Hall.

Gomez, K. A. e Gomez, A. A. 1984. *Statistical Procedures For Agricultural Research.* New York: John Wiley & Sons, Inc.

Gujarati,. D. N. 1995. *Basic Econometrics* . New York: McGraw – Hill, Ine.

Mead, Roger. 1988. *The Design of Experiment, Statistical Principles for Practical Application.*Cambrige: Chapman & Hall.

Montgomery, D. C. e Peck, E. A. 1981. *Introduction to Linear Regression Analysis.* New York: John Wiley & Sons, Inc.

Piepho,. Hans-Peter. 1997. *Analysis of a Randomized Design with Unequal Subclass Numbers.* Agronomy Jornal.89: 718 – 724.

Searle, S.R. 1971. *Linear Models.* New York: John Wiley & Sons, Inc.

Searle, S. R., Casella, G. e McCulloch, C. E. 1991. *Variance Components.* New York: John Wiley & Sons, Inc.

Smith, H.& Draper, N. R. 1966. *Applied Regression Analysis*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Smith, H.& Draper, N. R. 1971. *Applied Regression Analysis*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Wang,. Y. G. 1999. *Estimating Equations with Nonignorably Missing Response Data*. Biometrics. 55: 671 – 996.

ANEXOS

Anexo 1: Dados não balanceados: Ensaio de comparação de 7 variedades de amendoím no campo agrícola da FAEF na campanha agrícola 90/91.

blocos	tratamento	p.s amostra (g)
1	1	19
1	2	39
1	3	58
1	4	55
1	5	95
1	6	52
1	7	49
2	1	31.3*
2	2	37
2	3	42.3*
2	4	38
2	5	39
2	6	86
2	7	44
3	1	30
3	2	55
3	3	44
3	4	28
3	5	22
3	6	69
3	7	20
4	1	50
4	2	51
4	3	30
4	4	58
4	5	57.1*
4	6	37
4	7	70

Dados nao balanceados. Ensaio de comparacao de 7 variedades de amendoim
Campanha agricola 90/91

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	rend
1	0	0	1	0	0	0	0	0	19
1	0	0	0	1	0	0	0	0	39
1	0	0	0	0	1	0	0	0	58
1	0	0	0	0	0	1	0	0	55
1	0	0	0	0	0	0	1	0	95
1	0	0	0	0	0	0	0	1	52
1	0	0	0	0	0	0	0	0	49
0	1	0	0	1	0	0	0	0	37
0	1	0	0	0	0	1	0	0	38
0	1	0	0	0	0	0	1	0	39
0	1	0	0	0	0	0	0	1	86
0	1	0	0	0	1	0	0	0	44
0	0	1	1	0	0	0	0	0	30
0	0	1	0	1	0	0	0	0	55
0	0	1	0	0	0	0	0	0	44
0	0	1	0	0	0	1	0	0	28
0	0	1	0	0	0	0	1	0	22
0	0	1	0	0	0	0	0	1	69
0	0	1	0	0	0	0	0	0	20
0	0	0	1	0	0	0	0	0	50
0	0	0	0	1	0	0	0	0	51
0	0	0	0	0	1	0	0	0	30
0	0	0	0	0	0	1	0	0	58
0	0	0	0	0	0	0	0	1	37
0	0	0	0	0	0	0	0	0	70

Dados nao balanceados (comparacao de 7 variedades)

FAUNA6□

Title : corrigido,comparacao de 7 var

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 25

Determinant of matrix = 0.578704

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
1	3.0952e+000	0.285	0.778
2	-5.3333e-001	-0.045	0.964
3	-1.1048e+001	-1.019	0.319

Intercept= 49.333333

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.090
Adjusted R-Square	=	-0.040
Multiple R	=	0.300
Standard Err of Est.	=	19.493

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	786.723810	3	262.24127	0.69	0.568
Residual	7979.276190	21	379.96553		
Total	8766.000000	24			

FAUNA6□

Title : corrigido,comparacao de 7 var

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 25

Determinant of matrix = 0.187153

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
1	1.9859e+000	0.171	0.866
2	-4.1054e+000	-0.315	0.756
3	-1.3176e+001	-1.110	0.278
4	-1.5112e+001	-0.954	0.349
5	-2.5177e+000	-0.169	0.868
6	-7.1352e+000	-0.429	0.672
7	-3.2677e+000	-0.219	0.829
8	5.2569e+000	0.322	0.750
9	1.2982e+001	0.869	0.393

Intercept= 51.841643

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.273
Adjusted R-Square = -0.163
Multiple R = 0.522
Standard Err of Est. = 20.615

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	2391.545858	9	265.72732	0.63	0.759
Residual	6374.454142	15	424.96361		
Total	8766.000000	24			

bloco	trat	ton/ha
1	1	0,686
1	2	0,264
1	3	0,331
1	4	0,614
1	5	0,74
1	6	0,674
1	7	0,649
2	1	0.823*
2	2	0,681
2	3	0.313*
2	4	0,468
2	5	0,358
2	6	0,529
2	7	0,857
3	1	0,75
3	2	0,643
3	3	0,479
3	4	0,532
3	5	0,232
3	6	0,938
3	7	0,533
4	1	1,153
4	2	0,594
4	3	0,25
4	4	0,632
4	5	0.563*
4	6	0,915
4	7	0,763

Ensaio nao balanceado, Ensaio de comparacao de 7 variedades
* valores perdidos estimados

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	ton/ha
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0,686
1	0	0	0	1	0	0	0	0	0,264
1	0	0	0	0	1	0	0	0	0,331
1	0	0	0	0	0	1	0	0	0,614
1	0	0	0	0	0	0	1	0	0,74
1	0	0	0	0	0	0	0	1	0,674
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,649
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0,681
0	1	0	0	0	0	1	0	0	0,468
0	1	0	0	0	0	0	1	0	0,358
0	1	0	0	0	0	0	0	1	0,529
0	1	0	0	0	0	0	0	0	0,857
0	0	1	1	0	0	0	0	0	0,75
0	0	1	0	1	0	0	0	0	0,643
0	0	1	0	0	1	0	0	0	0,479
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0,532
0	0	1	0	0	0	0	1	0	0,232
0	0	1	0	0	0	0	0	1	0,938
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,533
0	0	0	1	0	0	0	0	0	1,153
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0,594
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0,25
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0,632
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,915
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,763

Ensaio nao balanceado. Ensaio de comparacao de 7 variedades.

FAURET1□

Title: Ensaio de comparacao de 7 variedades

Function: ANOVA-2
Data case 1 to 28

Two-way Analysis of Variance over
variable 1 (bloco) with values from 1 to 4 and over
variable 2 (tratamento) with values from 1 to 7.

The following missing values are estimated:

For var 1 = 2 and var 2 = 1, Estimated value= 0.823
For var 1 = 2 and var 2 = 3, Estimated value= 0.313

For var 1 = 4 and var 2 = 5, Estimated value= 0.563

Variable 3: peso de vagens ton/ha

A N A L Y S I S O F V A R I A N C E T A B L E

Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F-value	Prob
bloco	3	0.08	0.026	0.72	0.5545
tratamento	6	0.75	0.125	3.51	0.0227
Error	15	0.53	0.036		
Total	24	1.36			

Grand Mean= 0.606 Grand Sum= 16.964 Total Count= 28

Coefficient of Variation= 31.13%

FAUNA10_

Title : ensaio de comparacao de 7 variedades de amendoim

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 25

rendimento
25 Cases read 0 Missing cases discarded

Determinant of matrix = 0.203162

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
2	-1.3031e-001	-1.226	0.232
3	-1.2026e-001	-1.004	0.325
4	-1.0903e-001	-1.026	0.315
5	1.5238e-001	1.043	0.308
6	-1.5500e-001	-1.162	0.257
7	-3.5729e-001	-2.445	0.022
8	-1.3900e-001	-1.042	0.308
9	-2.2720e-001	-1.558	0.132
10	6.3500e-002	0.476	0.638

Intercept = 0.790401

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.564
Adjusted R-Square = 0.302
Multiple R = 0.751
Standard Err of Est. = 0.189

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	0.690447	9	0.07672	2.16	
Residual	0.533643	15	0.03558		
Total	1.224090	24			

FAUNA10_

Title : ensaio de comparacao de 7 variedades de amendoim

Function : MULTIREG

Data case no. 1 to 25

x1

x2

x3

rendimento

25 Cases read 0 Missing cases discarded

Determinant of matrix = 0.578704

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
2	-1.5240e-001	-1.180	0.250
3	-1.3923e-001	-0.990	0.332
4	-1.3112e-001	-1.015	0.320

Intercept = 0.717833

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.075

Adjusted R-Square = -0.057

Multiple R = 0.275

Standard Err of Est. = 0.232

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	0.092391	3	0.03080	0.57	0.640
Residual	1.131699	21	0.05389		
Total	1.224090	24			

Anexo 2: Dados balanceados: Ensaio de comparação do efeito de diferentes compassos na FAEF, campanha agrícola 84/85.

blocos	trat	Kgvag/ha	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
1	1	388,9	1	0	0	0	1	0	0	0	0
1	2	933,3	1	0	0	0	0	1	0	0	0
1	3	530,9	1	0	0	0	0	0	1	0	0
1	4	308,6	1	0	0	0	0	0	0	1	0
1	5	952,4	1	0	0	0		0	0	0	1
1	6	357,1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	611,1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
2	2	355,6	0	1	0	0	0	1	0	0	0
2	3	321	0	1	0	0	0	0	1	0	0
2	4	432,1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
2	5	488,1	0	1	0	0	0	0	0	0	1
2	6	523,8	0	1	0	0	0	0	0	0	0
3	1	444,4	0	0	1	0	1	0	0	0	0
3	2	477,8	0	0	1	0	0	1	0	0	0
3	3	617,3	0	0	1	0	0	0	1	0	0
3	4	370,4	0	0	1	0	0	0	0	1	0
3	5	488,1	0	0	1	0	0	0	0	0	1
3	6	404,8	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	1	711,1	0	0	0	1	1	0	0	0	0
4	2	688,9	0	0	0	1	0	1	0	0	0
4	3	506,2	0	0	0	1	0	0	1	0	0
4	4	444,4	0	0	0	1	0	0	0	1	0
4	5	595,2	0	0	0	1	0	0	0	0	1
4	6	440,5	0	0	0	1	0	0	0	0	0
5	1	466,7	0	0	0	0	1	0	0	0	0
5	2	255,6	0	0	0	0	0	1	0	0	0
5	3	506,2	0	0	0	0	0	0	1	0	0
5	4	555,6	0	0	0	0	0	0	0	1	0
5	5	619	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	6	511,9	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Compasso 6 Campus 84/85
trat- tratamentos

FAUNA1O

Title: blocos

Function: ANOVA-2
Data case 1 to 30

Two-way Analysis of Variance over
variable 1 (blocos) with values from 1 to 5 and over
variable 2 (tratamento) with values from 1 to 6.

Variable 7: kg vagens por ha

A N A L Y S I S   O F   V A R I A N C E   T A B L E

Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F-value	Prob
blocos	4	78417.52	19604.381	0.73	0.5793
tratamento	5	135439.08	27087.817	1.01	0.4351
Error	20	533919.30	26695.965		
Total	29	747775.91			

Grand Mean= 510.233 Grand Sum= 15307.000 Total Count= 30

Coefficient of Variation= 32.02%

FAUNA10

Title : blocos
Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 30

Determinant of matrix = 0.202500

Variable Number	Regression Coefficient	T Value	Prob.
10	9.2700e+001	0.983	0.334
11	-3.0550e+001	-0.324	0.748
12	-1.8700e+001	-0.198	0.844
13	7.8550e+001	0.833	0.412
14	7.6820e+001	0.743	0.463
15	9.4620e+001	0.916	0.367
16	4.8700e+001	0.471	0.641
17	-2.5400e+001	-0.246	0.808
18	1.8094e+002	1.751	0.091

Intercept= 423.219995

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.286
Adjusted R-Square	=	-0.035
Multiple R	=	0.535
Standard Err of Est.	=	163.389

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	213856.607466	9	23761.84527	0.89	0.551
Residual	533919.298436	20	26695.96492		
Total	747775.905903	29			

FAUNA10

Title : blocos

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 30

d1
d2
d3
d4
kg vagens por ha

Determinant of matrix = 0.488281

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
10	9.2700e+001	0.981	0.335
11	-3.0550e+001	-0.323	0.749
12	-1.8700e+001	-0.198	0.844
13	7.8550e+001	0.831	0.413

Intercept= 485.833333

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.105
Adjusted R-Square	=	-0.038
Multiple R	=	0.324
Standard Err of Est.	=	163.629

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	78417.523514	4	19604.38088	0.73	0.579
Residual	669358.382388	25	26774.33530		
Total	747775.905903	29			

Anexo 3: Ensaio de comparação de diferentes datas de sementeira, densidades e variedades, em Marracuene na campanha agrícola 83/84.

rep	trat	datas.	dens	var	Kgvag/ha	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X4X5	X4X6	X5X6	X4X5X6
1	1	1	1	1	584,4	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1
1	2	1	1	2	758,9	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0
1	3	1	2	1	716,7	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0
1	4	1	2	2	822,9	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
1	5	2	1	1	462,2	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0
1	6	2	1	2	572,2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	7	2	2	1	719,8	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
1	8	2	2	2	586,5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	1	1	797,8	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
2	2	1	1	2	813,3	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0
2	3	1	2	1	958,3	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0
2	4	1	2	2	849	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
2	5	2	1	1	344,4	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0
2	6	2	1	2	651,1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
2	7	2	2	1	780,2	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
2	8	2	2	2	822,9	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	1	1	791,1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
3	2	1	1	2	596,7	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0
3	3	1	2	1	850	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0
3	4	1	2	2	593,7	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
3	5	2	1	1	467,8	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
3	6	2	1	2	388,9	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
3	7	2	2	1	533,3	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
3	8	2	2	2	484,4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
4	1	1	1	1	1093,3	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
4	2	1	1	2	623,3	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0
4	3	1	2	1	885,4	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0
4	4	1	2	2	664,6	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	5	2	1	1	716,7	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0
4	6	2	1	2	1044,4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
4	7	2	2	1	694,8	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	8	2	2	2	972,9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Datas de sementeira*densidade Marracuene 83/84
rep- repeticao; datas.-data de sementeira;
dens- densidade; var-variedade

FAUNA3□

Title: experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function: FACTOR

Experiment Model Number 10:
Three Factor Randomized Complete Block Design

Data case no. 1 to 32.

Factorial ANOVA for the factors:
Replication (Var 1: repeticao) with values from 1 to 4
Factor A (Var 3: datasementeira) with values from 1 to 2
Factor B (Var 4: densidade) with values from 1 to 2
Factor C (Var 5: variedade) with values from 1 to 2

Variable 6: kg vagens/ha

Grand Mean = 707.559 Grand Sum = 22641.900 Total Count = 32

A N A L Y S I S O F V A R I A N C E T A B L E

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	3	287531.646	95843.882	4.6067	0.0125
2	Factor A	1	145381.808	145381.808	6.9877	0.0152
4	Factor B	1	47193.600	47193.600	2.2683	0.1469
6	AB	1	13832.004	13832.004	0.6648	
8	Factor C	1	707.820	707.820	0.0340	
10	AC	1	96657.064	96657.064	4.6458	0.0429
12	BC	1	8867.788	8867.788	0.4262	
14	ABC	1	8485.786	8485.786	0.4079	
-15	Error	21	436914.326	20805.444		
	Total	31	1045571.841			

Coefficient of Variation: 20.39%

FAUNA3☐

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

f2
f3
f2*f3
kg vagens/ha

Determinant of matrix = 0.333333

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
12	-4.3513e+001	-0.463	0.647
13	4.2700e+001	0.454	0.653
16	-6.6587e+001	-0.501	0.620

Intercept= 724.612507

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.054
Adjusted R-Square	=	-0.047
Multiple R	=	0.233
Standard Err of Est.	=	187.921

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	56769.207540	3	18923.06918	0.54	0.662
Residual	988802.633694	28	35314.37977		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

Determinant of matrix = 0.003135

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
8	-1.8397e+002	-2.551	0.016
9	-8.4800e+001	-1.176	0.249
10	-2.4869e+002	-3.448	0.002
11	1.5875e+001	0.156	0.877
12	-5.2525e+001	-0.515	0.610
13	-3.4650e+001	-0.340	0.736
14	1.8025e+001	0.125	0.901
15	1.5470e+002	1.073	0.292
16	-1.3172e+002	-0.913	0.368
17	1.3027e+002	0.639	0.528

Intercept= 846.040643

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.582
Adjusted R-Square	=	0.383
Multiple R	=	0.763
Standard Err of Est.	=	144.241

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	608657.514972	10	60865.75150	2.93	0.018
Residual	436914.326262	21	20805.44411		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

d1
d2
d3
kg vagens/ha

Determinant of matrix = 0.592593

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
8	-1.8397e+002	-2.236	0.033
9	-8.4800e+001	-1.031	0.311
10	-2.4869e+002	-3.023	0.005

Intercept= 836.925011

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.275
Adjusted R-Square = 0.197
Multiple R = 0.524
Standard Err of Est. = 164.538

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	287531.645899	3	95843.88197	3.54	0.027
Residual	758040.195334	28	27072.86412		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

f1
kg vagens/ha

Determinant of matrix = 1.000000

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
11	1.3481e+002	2.201	0.035

Intercept	=	640.156252
Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.139
Adjusted R-Square	=	0.110
Multiple R	=	0.373
Standard Err of Est.	=	173.223

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	145381.807718	1	145381.80772	4.85	0.036
Residual	900190.033516	30	30006.33445		
Total	1045571.841234	31			

Data file : FAUNA3□
Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

Determinant of matrix = 1.000000

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
12	-7.6806e+001	-1.191	0.243

Intercept = 745.962503

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.045
Adjusted R-Square	=	0.013
Multiple R	=	0.212
Standard Err of Est.	=	182.426

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	47193.599844	1	47193.59984	1.42	0.243
Residual	998378.241390	30	33279.27471		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

f3
kg vagens/ha

Determinant of matrix = 1.000000

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
13	9.4062e+000	0.143	0.888

Intercept= 702.856255

Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.001
Adjusted R-Square	=	-0.033
Multiple R	=	0.026
Standard Err of Est.	=	186.625

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	707.820025	1	707.82003	0.02	0.888
Residual	1044864.021208	30	34828.80071		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

Determinant of matrix = 0.333333

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
11	9.3225e+001	1.077	0.290
12	-1.1839e+002	-1.368	0.181
14	8.3163e+001	0.679	0.502

Intercept	=	699.350002
Coefficient of Determination (R-Square)	=	0.197
Adjusted R-Square	=	0.111
Multiple R	=	0.444
Standard Err of Est.	=	173.119

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	206407.411135	3	68802.47038	2.30	0.099
Residual	839164.430099	28	29970.15822		
Total	1045571.841234	31			

FAUNA3□

Title : experimento factorial/ Marracuene 1983/84

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 32

Determinant of matrix = 0.333333

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
11	2.4887e+001	0.294	0.771
13	-1.0051e+002	-1.187	0.244
15	2.1984e+002	1.836	0.076

Intercept= 690.412506

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.232
Adjusted R-Square = 0.150
Multiple R = 0.482
Standard Err of Est. = 169.329

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	242746.691961	3	80915.56399	2.82	0.057
Residual	802825.149273	28	28672.32676		
Total	1045571.841234	31			

Anexo 4: ensaio de estudo de diferentes níveis de adubação em seis variedades de amendoím em Marracuene na campanha 83/84.

bloco	niveis	trat.	rend.	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X1X4	X1X5	X2X4	X2X5	X3X4	X3X5	X4X6	X4X7	X4X8	X4X9	X4X9	X5X6	X5X7	X5X8	X5X9	X5X10
1	1	1	376,4	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	2	305,6	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	3	194,4	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	4	413,9	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
1	1	5	306,9	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	1	6	495,8	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	2	1	395,8	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
1	2	2	520,8	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	2	3	216,7	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
1	2	4	543,1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
1	2	5	386,1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
1	2	6	597,2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	1	336,1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	2	581,9	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	3	336,1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	4	636,1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	5	490,3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	3	6	830,6	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	572,2	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	2	444,4	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	3	380,6	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
2	1	4	543,1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
2	1	5	576,4	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
2	1	6	648,6	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	2	1	726,4	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
2	2	2	538,9	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2	2	3	388,9	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
2	2	4	666,7	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
2	2	5	711,1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	2	6	586,1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	1	809,7	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	2	756,9	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	3	537,5	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	4	654,2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	5	697,2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	6	862,5	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	333,3	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	2	495,8	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	3	645,8	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
3	1	4	573,6	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
3	1	5	497,2	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
3	1	6	618,1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	2	1	402,8	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
3	2	2	570,8	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	2	3	676,4	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
3	2	4	776,4	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
3	2	5	686,1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
3	2	6	919,4	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	1	495,8	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	2	736,1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	3	715,3	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	4	948,6	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	3	5	768,1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

3	3	6	1085	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	1	302,8	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	2	368,1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	3	137,5	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
4	1	4	379,2	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
4	1	5	72,2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
4	1	6	225	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	2	1	563,9	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	2	2	905,6	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
4	2	3	472,2	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
4	2	4	534,7	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
4	2	5	231,9	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	2	6	470,8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	1	795,8	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	2	983,3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	3	595,8	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	4	577,8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	5	319,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	3	6	734,7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Efeito de niveis de adubacao no rendimento de 6 variedades de amendoim. Marracuene 83/84

fAUNA4□

Title: efeitoniveis de adub.rendi.6 var.de amendoim 1983/1984

Function: FACTOR

Experiment Model Number 9:
Randomized Complete Block Design for Factor A, with
Factor B a Split Plot on A
Data case no. 1 to 72.

Factorial ANOVA for the factors:
Replication (Var 1: bloco) with values from 1 to 4
Factor A (Var 2: niveis) with values from 1 to 3
Factor B (Var 3: tratamento) with values from 1 to 6

Variable 4: rendimento

Grand Mean = 551.114 Grand Sum = 39680.200 Total Count = 72

A N A L Y S I S O F V A R I A N C E T A B L E

K Value	Source	Degrees of Freedom	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob
1	Replication	3	604498.063	201499.354	9.6118	0.0104
2	Factor A	2	851662.879	425831.440	20.3128	0.0021
-3	Error	6	125782.376	20963.729		
4	Factor B	5	469182.761	93836.552	4.3410	0.0026
6	AB	10	84257.527	8425.753	0.3898	
-7	Error	45	972746.653	21616.592		
	Total	71	3108130.259			

Coefficient of Variation: 26.68%

FAUNA4□

Title : efeitoniveis de adub.rendi.6 var.de amendoim 1983/1984

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 72

Determinant of matrix = 0.001734

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
5	-1.3262e+002	-1.440	0.154
6	5.1867e+001	0.563	0.575
7	1.2363e+002	1.343	0.184
8	-4.2033e+002	-4.565	0.000
9	-1.3795e+002	-1.498	0.139
15	2.3398e+002	1.797	0.077
16	4.6050e+001	0.354	0.725
17	2.2822e+002	1.753	0.084
18	2.1300e+001	0.164	0.871
19	1.5620e+002	1.199	0.234
20	1.8500e+001	0.142	0.887

Intercept = 667.799993

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.509
Adjusted R-Square = 0.419
Multiple R = 0.713
Standard Err of Est. = 159.488

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	1581943.318493	11	143813.02895	5.65	0.000
Residual	1526186.940385	60	25436.44901		
Total	3108130.258878	71			

FAUNA4□

Title : efeitoniveis de adub.rendi.6 var.de amendoim 1983/1984

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 72

Determinant of matrix = 0.000000

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
5	-1.3262e+002	-1.562	0.123
6	5.1867e+001	0.611	0.543
7	1.2363e+002	1.456	0.150
8	-5.3585e+002	-4.208	0.000
9	-2.5621e+002	-2.012	0.048
10	-2.6877e+002	-2.585	0.012
11	-1.1357e+002	-1.092	0.278
12	-3.3195e+002	-3.193	0.002
13	-1.7395e+002	-1.673	0.099
14	-3.0937e+002	-2.976	0.004
15	2.3398e+002	1.949	0.055
16	4.6050e+001	0.384	0.702
17	2.2822e+002	1.901	0.061
18	2.1300e+001	0.177	0.860
19	1.5620e+002	1.301	0.197
20	1.8500e+001	0.154	0.878
21	1.6807e+002	1.143	0.257
22	2.0175e+001	0.137	0.891
23	1.7465e+002	1.188	0.239
24	1.5453e+002	1.051	0.297
25	1.7568e+002	1.195	0.236
26	1.4762e+002	1.004	0.319
27	1.0422e+002	0.709	0.481
28	1.2712e+002	0.865	0.390
29	1.6080e+002	1.094	0.278
30	1.6980e+002	1.155	0.252

Intercept = 867.404151

Coefficient of Determination (R-Square) = 0.687
Adjusted R-Square = 0.506
Multiple R = 0.829
Standard Err of Est. = 147.026

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	2135383.606048	26	82130.13869	3.80	0.000
Residual	972746.652830	45	21616.59229		
Total	3108130.258878	71			

FAUNA4□

Title : efeitoniveis de adub.rendi.6 var.de amendoim 1983/1984

Function : MULTIREG
Data case no. 1 to 72

Determinant of matrix = 0.592593

Variable Number	Regression Coefficient	Student T Value	Prob.
5	-3.9272e+001	-0.614	0.541
6	1.3504e+002	2.111	0.038
7	1.8187e+002	2.843	0.006

Intercept= 481.705554
Coefficient of Determination (R-Square) = 0.194
Adjusted R-Square = 0.159
Multiple R = 0.441
Standard Err of Est. = 191.880

ANALYSIS OF VARIANCE TABLE

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Signif
Regression	604498.063289	3	201499.35443	5.47	0.002
Residual	2503632.195589	68	36818.12052		
Total	3108130.258878	71			