

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA  
CADERNOS DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA

PLANEJAMENTO E ANÁLISE DE EXPERIMENTOS  
PARTE 1

JOÃO RIBOLDI

SÉRIE B, Nº 23  
PORTO ALEGRE, FEVEREIRO DE 1994

## PREFACIO

As presentes Notas destinam-se ao apoio didático das disciplinas de Planejamento de Experimentos do Curso de Bacharelado em Estatística. Surgiram da experiência acumulada ao longo dos anos e tem por objetivo servir como guia aos conteúdos abordados e não um limitante dos assuntos, não prescindindo, evidentemente, da consulta de bibliografia especializada para complementação .

Apesar de serem de objetivo específico, podem também servir como texto de apoio didático a outras disciplinas a nível de graduação e pós-graduação.

Agradecemos a todos que colaboraram na organização destas notas e em especial aos bolsistas Stela, Flávio, André e Silvana pelo trabalho de digitação.

Porto Alegre, 28 de Janeiro de 1994

Prof. João Riboldi

ÍNDICE

pag

1. ASPECTOS GERAIS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS .....	01
1.1 - Estatística Aplicada à Experimentação .....	01
1.2 - Método científico .....	01
1.3 - Experimentos .....	01
1.4 - Características de um bom Experimento .....	02
1.5 - Erro Experimental .....	03
1.6 - Etapas da Organização de um Experimento .....	06
2. DELINEAMENTO COMPLETAMENTE CASUALIZADOS OU DELINEAMENTO INTEIRAMENTE CASUALIZADO .....	20
2.1 - Caracterização .....	20
2.2 - Análise de Variância .....	21
2.3 - Medidas de Precisão de Experimentos .....	23
2.4 - Exemplo .....	24
2.5 - Experimentos Inteiramente Casualizados com Diferente Número de Repetições por Tratamento .....	26
2.6 - Técnicas de Complementação na Análise de Variância...	26
2.7 - Contrastes ou Comparação de Médias .....	27
2.8 - Testes de Comparações Múltiplas de Médias .....	28
2.9 - Alternativas para Comparações Múltiplas de Médias de Tratamentos .....	36
2.10 - Teste Bayesiano ou Teste de Waller-Duncan ou Teste da Razão Bayesiana $k$ .....	42
2.11 - Método de Análise de Agrupamento ( "Cluster Analysis" ) ou Método de SCOTT e KNOTT para Agrupamento de Médias .....	45
2.12 - Contrastes Ortogonais .....	52
2.13 - Análise de Regressão .....	66

2.14 - Considerações Teóricas sobre a Análise de Variância de Experimentos com um Fator Fixo em Delineamento Completamente Casualizado .....	78
2.15 - Análise de Variância de Experimentos com 1 Fator Aleatório em Delineamento Completamente Casualizado .....	99
2.16 - Análise de Variância para Experimentos Inteiramente Casualizados Através do Modelo de Regressão .....	109
2.17 - Verificação da Adequabilidade do Modelo de Análise de Variância para o Delineamento Completamente Casualizado com um Fator .....	117
2.18 - Transformações de Dados .....	126
2.19 - Busca da Transformação .....	134

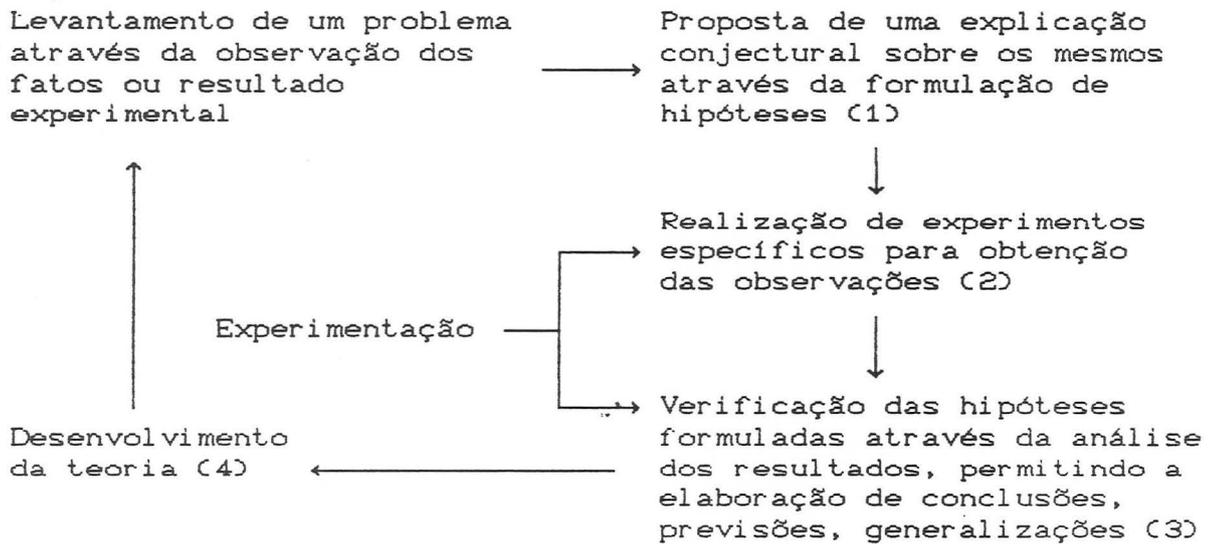
## 1. ASPECTOS GERAIS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS

### 1.1 - ESTATÍSTICA APLICADA A EXPERIMENTAÇÃO

A estatística quando orientada para a área de investigação, dentro do chamado método científico, é definida como a ciência que se ocupa da experimentação no que diz respeito a sua:

1. Planificação (planejamento de experimentos)
2. Execução (instalação, condução e coleta de informações de experimentos)
3. Análise dos seus resultados

### 1.2 - MÉTODO CIENTÍFICO



### 1.3 - EXPERIMENTOS

Pesquisa planejada para obter novos fatos, para confirmar ou não resultados obtidos, tendo por objetivo tomar decisões.

#### 1. EXPERIMENTOS PRELIMINARES

Busca de informações para trabalhos futuros.

#### 2. EXPERIMENTOS CRÍTICOS OU COMPARATIVOS

Compara-se os tratamentos utilizando-se observações suficientes para detectar diferenças existentes, com uma certa

segurança.

### 3. EXPERIMENTOS DEMONSTRATIVOS

Divulgação de resultados. Comparação de novos tratamentos com padrão. Trabalhos de extensão.

#### 1.4 - CARACTERÍSTICAS DE UM BOM EXPERIMENTO

1. Ausência de erro sistemático (vício) [CASUALIZAÇÃO].
2. Precisão: capacidade de detectar como significativa a diferença entre médias de tratamentos.

\* Formas de expressar precisão de experimentos.

$$(i) CV = \frac{\sqrt{QME}}{\bar{y}} \cdot 100$$

onde: QME = quadrado médio do erro experimental ou resíduo

$\bar{y}$  = média geral do experimento

(ii) Erro padrão da diferença entre duas médias de tratamentos

$$s_d = \sqrt{\frac{2QME}{r}}$$

(iii) Erro padrão da média de um tratamento

$$s_{\bar{y}} = \sqrt{\frac{QME}{r}}$$

\* Erro experimental:

Quanto menor → Maior a precisão

- Causas do erro experimental:

- (1) Variabilidade intrínseca das unidades experimentais (UE)
- (2) Falhas de técnica experimental

- Controle do erro experimental:

- (D) Uso de UE homogêneas (1)
  - (U) Uso de técnica experimental cuidadosa (2)
  - (UU) Uso de delineamento experimental eficiente (1 e 2)
  - (w) Uso de observações auxiliares ou concomitantes, através da análise de covariância (1 e 2)
3. Generalidade dos resultados.
  4. Simplicidade.

#### 1.5 - ERRO EXPERIMENTAL:

Variação das UE submetidas ao mesmo tratamento.

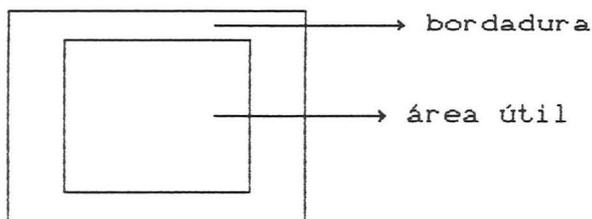
#### \*ESTIMATIVA

- (D) Repetindo-se todos os tratamentos
- (U) Repetindo-se parte dos tratamentos
- (UU) Repetindo-se um tratamento
- (w) Usando-se estimativas anteriores
- (v) Usando-se interações de ordem elevada (raramente atingem significância estatística) [REPETIÇÃO ÚNICA]

#### \*CONTROLE

##### 1. TÉCNICA EXPERIMENTAL CUIDADOSA:

Técnica que possibilite uniformidade de execução, tal como na aplicação dos tratamentos (evitando contaminação, erros de dosagem,...), evite competição inter-parcelas, utilizando-se bordadura nas parcelas.



E com isso eliminando efeito de bordo; uniformidade de condução; uniformidade de coleta de informações (de modo adequado e de tal forma a não favorecer nenhum tratamento); evite a influência de fatores estranhos.

## 2. OBSERVAÇÕES AUXILIARES OU CONCOMITANTES:

Em muitos experimentos a precisão pode ser aumentada pelo uso de observações auxiliares (concomitantes) através da análise de covariância. A análise de covariância é usada quando a variação entre as UE é em parte devida a algumas características não suficientemente controladas (condição própria das UE, ou devido a influência de fatores estranhos durante a execução do experimento). O uso de observações auxiliares elimina as competições intra-parcelas (efeito de falhas) decorrente de causas extrínsecas (não relacionadas aos tratamentos, tal como germinação desuniforme, ataque de moléstias, insetos e outros animais).

## 3. DELINEAMENTO EXPERIMENTAL EFICIENTE

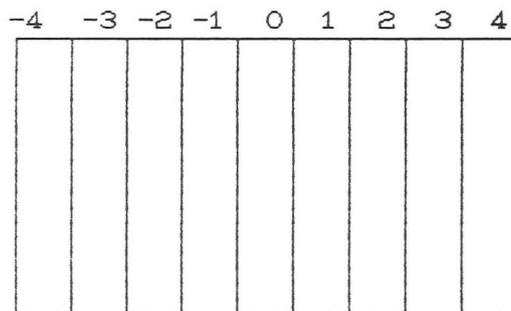
### 4. UNIDADES EXPERIMENTAIS HOMOGÊNEAS:

Forma e colocação das UE no campo, tamanho.

#### (a) FORMA E COLOCAÇÃO DAS PARCELAS DE CAMPO

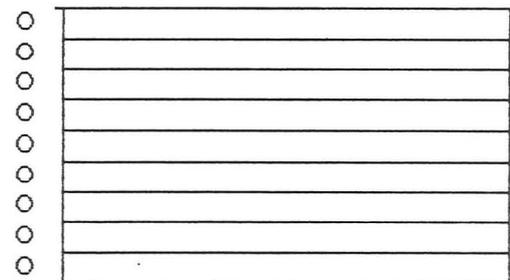
##### (1) COLOCAÇÃO:

- Se existe um gradiente de fertilidade conhecido (GF) a dimensão mais longa deve estar seguindo o gradiente.



QM = 60/8

A



QM = 0

B

-3	0	3
-3	0	3
-3	0	3

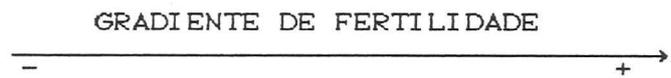
C

$$QM = 54/8$$

IDEAL B

Se não houver condições de usar B usar C e não A.

- Todas as parcelas do bloco devem ter uma frente comum: B preferível.



#### C/D FORMA:

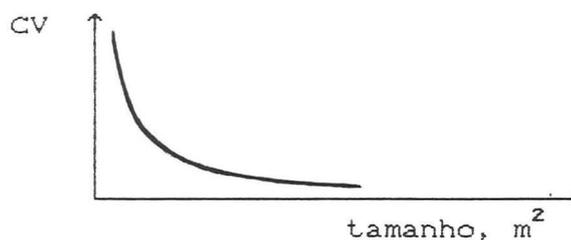
As parcelas devem ser de forma retangular estreitas e longas, uma vez que com esta forma as parcelas tendem a participar de todas as manchas de fertilidade existente no terreno, bem como, dessa maneira, o bloco tenderá a ser quadrado que é a forma mais compacta e com maior grau de homogeneidade.

#### 5. TAMANHO DAS PARCELAS:

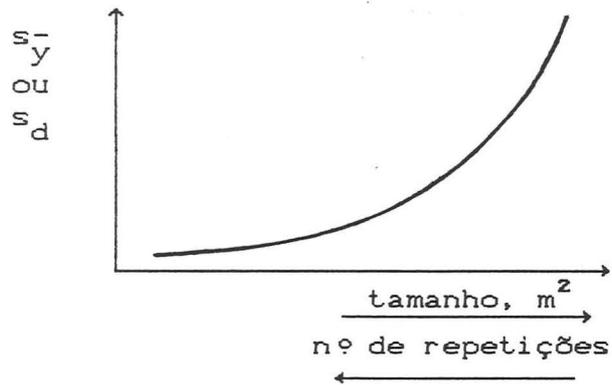
##### C/D ASPECTOS A CONSIDERAR:

- custo
- disponibilidade de área experimental, material (semente, fertilizantes,...), de tempo, mão-de-obra, maquinaria
- natureza dos fatores
- número de tratamentos

##### C/D O QUE SE VERIFICA



Área Fixa: Quanto maior tamanho → Menor número de repetições



- Parcelas grandes variam menos do que parcelas pequenas.
- Acréscimo no tamanho da parcela → acréscimo no número de repetições (limitações de material experimental).
- Adequadas repetições de parcelas pequenas é mais fácil de se obter do que adequadas repetições de parcelas grandes.
- É preferível usar parcelas pequenas e maior número de repetições, ou seja, usar o menor tamanho possível, compatível com o material a ser experimentado, e compensar a perda de precisão com o aumento no número de repetições.

#### 1.6 - ETAPAS DA ORGANIZAÇÃO DE UM EXPERIMENTO

1. ENUNCIADO DO PROBLEMA E FORMULAÇÃO DE HIPÓTESES.
2. ESCOLHA DOS FATORES QUE DEVEM SER INCLUIDOS NO EXPERIMENTO E DOS SEUS RESPECTIVOS NÍVEIS (= escolha dos tratamentos).
3. ESCOLHA DA UNIDADE EXPERIMENTAL E DA UNIDADE DE OBSERVAÇÃO.
4. ESCOLHA DAS VARIÁVEIS A SEREM MEDIDAS NA UNIDADE DE OBSERVAÇÃO.
5. DETERMINAÇÃO DAS REGRAS PARA ATRIBUIÇÃO DOS

TRATAMENTOS AS UNIDADES EXPERIMENTAIS (= escolha do delineamento experimental).

6. DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE REPETIÇÕES.

7. ESCOLHA DO PROCEDIMENTO DE ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS RESULTADOS.

8. RELATÓRIO FINAL: CONCLUSÕES, PRECISÃO DAS ESTIMATIVAS, INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS REFERINDO-SE A TRABALHOS SIMILARES, AVALIAÇÃO DA PESQUISA COM SUGESTÕES PARA PROSSEGUIR.

#### 1.6.1. ENUNCIADO DO PROBLEMA E FORMULAÇÃO DE HIPÓTESES:

Uma pesquisa científica se inicia sempre com a formulação de hipóteses. As hipóteses são primeiramente formuladas em termos científicos dentro da área de estudo (hipóteses científicas) e em seguida devem ser expressas em termos estatísticos (hipóteses estatísticas).

Deve haver correspondência perfeita entre as hipóteses científica e estatística para evitar ambiguidade. Portanto, no enunciado do problema, a hipótese científica deve ser formulada de maneira precisa e objetiva.

No método científico, a formulação de um problema é fundamental. O cientista, o agente principal deste processo, é a pessoa que consegue visualizar problemas e suas soluções com uma habilidade maior que a da maioria das pessoas. A formulação de um problema é muitas vezes mais importante que sua solução a qual pode ser apenas uma questão de habilidade experimental. Propor problemas novos e encarar os velhos sob um novo ângulo, requer imaginação criadora e é o que promove o progresso da ciência.

Por hipótese, entende-se uma teoria que resume o conhecimento do pesquisador em relação ao problema em questão em determinado momento.

A determinação dos aspectos relevantes do fenômeno em estudo, e a formulação de hipóteses está sujeita a vários

fatores:

- uma profunda familiarização com o problema sob investigação;
- uma sólida base de conhecimentos prévios (que permitirá associar e comparar o problema com situações análogas);
- intuição e a genialidade do pesquisador.

A formulação de hipóteses poderá conduzir a previsões sobre os resultados a serem obtidos, sendo uma etapa desenvolvida sob inteira responsabilidade do pesquisador.

EXEMPLO: Influência da aplicação de nitrogênio (t níveis) sobre o rendimento de cana-de-açúcar.

HIPÓTESE 1:

A cana-de-açúcar responde a adubação nitrogenada.

↓  
definição  
operacional

Ha: Pelo menos 2 médias de tratamentos diferem ( $\tau_i \neq 0$ )  
Teste  $\rightarrow$  Ho:  $\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t \Leftrightarrow (\tau_i = 0)$

HIPÓTESE 2:

O rendimento de cana-de-açúcar relaciona-se funcionalmente com doses (níveis) de N aplicadas ao solo.

↓  
definição  
operacional

y  $\rightarrow$  rendimento de cana-de-açúcar  
x  $\rightarrow$  doses (níveis) de N

Ha: A relação  $y = f(x)$  explica as variações no rendimento de cana-de-açúcar  $\Leftrightarrow$  (Ha:  $R^2 \neq 0$ )

Teste  $\rightarrow$  Ho: A relação  $y = f(x)$  não explica as variações no rendimento de cana-de-açúcar  $\Leftrightarrow$  (Ho:  $R^2 = 0$ )

Coeficiente de determinação:

$$R^2 = \frac{SQREGRESSÃO}{SQTOTAL} \left. \vphantom{R^2} \right\} \text{Proporção da Variabilidade no rendimento de cana-de-açúcar explicada pela relação } y = f(x).$$

1.6.2. ESCOLHA DOS FATORES QUE DEVEM SER INCLUIDOS NO EXPERIMENTO E DOS SEUS RESPECTIVOS NÍVEIS (=escolha dos tratamentos):

- Quais fatores e níveis a utilizar é função do pesquisador essencialmente.
- Como organizar os fatores e/ou níveis (escolha do delineamento de tratamentos) importa sob ponto de vista estatístico.

EXPERIMENTO:



Tratamentos:

- Experimentos unifatoriais: tratamentos são níveis de um fator. Ex.: temperatura  $\rightarrow T_1, T_2, T_3, T_4$ .
- Experimentos fatoriais: tratamentos são combinações de níveis de diferentes fatores. Ex.: temperatura  $\rightarrow T_1, T_2, T_3$ ; e pressão  $\rightarrow P_1$  e  $P_2$ . Tratamentos:  $T_1 P_1, T_1 P_2, T_2 P_1, T_2 P_2, T_3 P_1, T_3 P_2$

Fatores: Qualitativos (tipo de material, marcas) e Quantitativos (temperatura, pressão, ...)

Organização dos fatores e/ou níveis:

- considerar custo dos experimentos
- reduzir ao máximo o nº de tratamentos
- usar delineamento de tratamentos adequado visando a redução do nº de tratamentos e ainda assim estimar satisfatoriamente o efeito dos tratamentos.

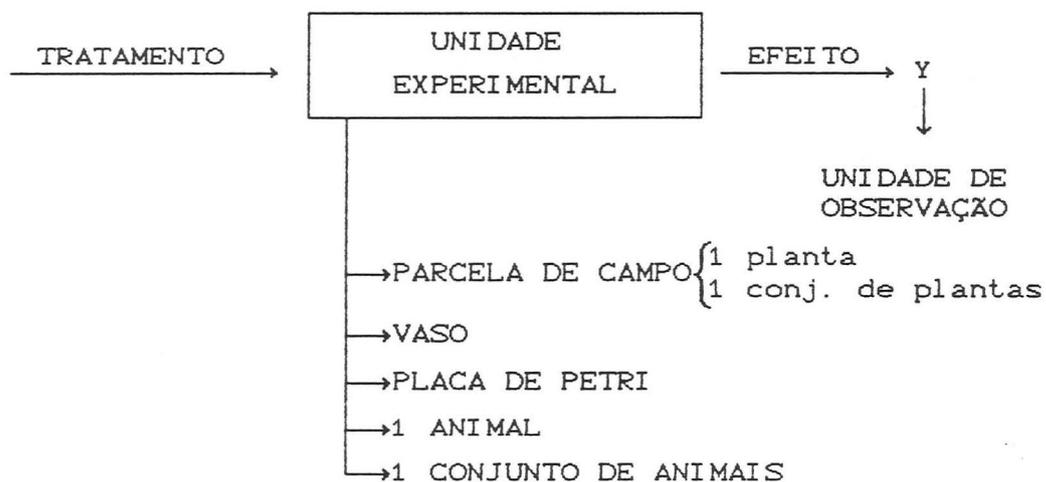
Considerações sobre a escolha dos tratamentos:

- quais fatores e níveis a utilizar é função do pesquisador essencialmente
- como organizar os fatores e/ou níveis (escolha do delineamento

de tratamentos) importa sob o ponto de vista estatístico  
- a escolha dos tratamentos deve ser adequada, que permita a  
verificação das hipóteses formuladas.

### 1.6.3. ESCOLHA DA UNIDADE EXPERIMENTAL E DA UNIDADE DE OBSERVAÇÃO:

#### EXPERIMENTO:



#### UNIDADE EXPERIMENTAL

A escolha da unidade experimental deve ser no sentido de minimizar o erro experimental, ou seja, as unidades experimentais devem ser o mais homogêneas possíveis, controlando a sua heterogeneidade.

#### PARCELAS DE CAMPO

Principal fator de variabilidade das UE (parcelas) é a heterogeneidade do solo que é devida:

- 1) Diferença na constituição física e química do solo
- 2) Diferença de nivelção
- 3) Diferença de drenagem
- 4) Diferença de subsolo
- 5) Diferença de preparo do solo
- 6) Diferença de distribuição dos adubos

## UNIDADE DE OBSERVAÇÃO

Dependendo da variável que está sendo avaliada pode-se ter como unidade de observação a unidade experimental como um todo (por exemplo, avaliação de rendimento) ou a unidade de observação é constituída por uma "amostra" de subunidades ou fração da unidade experimental (por exemplo, determinações tecnológicas).

### 1.6.4. ESCOLHA DAS VARIÁVEIS A SEREM MEDIDAS NA UNIDADE DE OBSERVAÇÃO:

As medidas realizadas nas unidades experimentais após terem sido submetidas aos tratamentos constituem os valores da variável dependente. A variável dependente, em geral, é pré-determinada pelo pesquisador, isto é, ele estabelece "como critério" a variável a ser medida para verificação do efeito de tratamento.

O que constitui problema, às vezes, é a maneira como a variável é medida, pois disto depende a precisão das observações e a distribuição de probabilidade da variável a qual é essencial para a escolha do método de análise estatística.

Se os valores de uma variável são obtidas diretamente por meio de um instrumento de medida (régua, paquímetro, termômetro,...) a precisão das observações vai aumentar quando se utiliza, se possível, como observação a média de 3 ou mais medidas da mesma unidade experimental.

## VARIÁVEIS DE UM EXPERIMENTO

- Variáveis dependentes: medidas nas UE.
- Variáveis independentes: conjunto de fatores.
- Qualquer outra variável que possa influir nos resultados (valores) para a variável dependente deve ser mantida constante.

TIPO DE VARIÁVEL (OBSERVAÇÕES) MEDIDAS NUM EXPERIMENTO

VARIÁVEIS DEPENDENTES

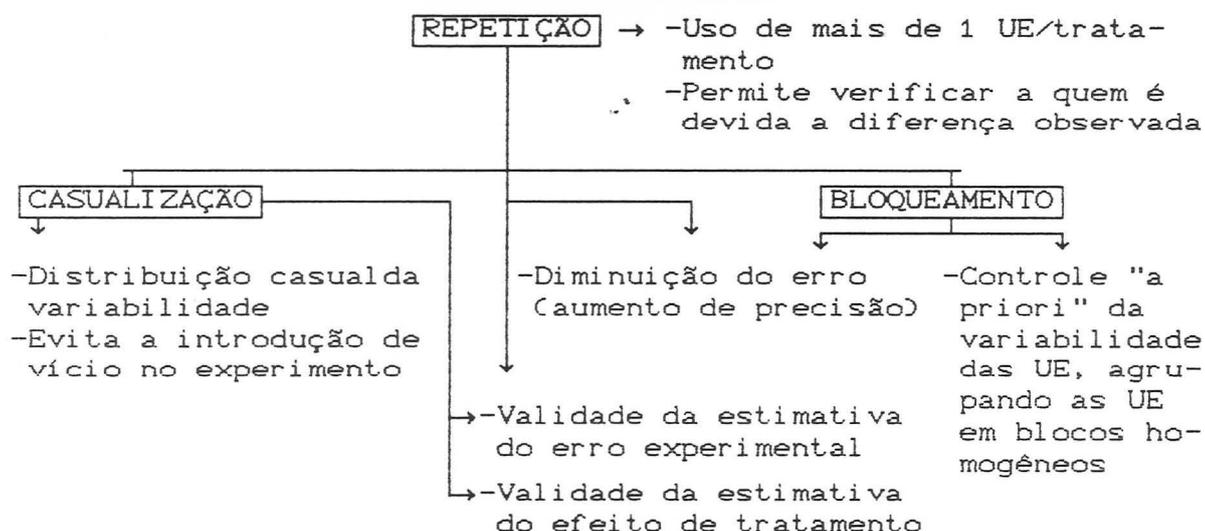
- Observações primárias: características que diretamente medem efeitos de tratamento.  
Ex.: rendimento; % PB; % açúcar.
- Observações primárias substitutivas: características que substituem as primárias pois são de mais fácil obtenção. Alta correlação com as primárias.  
Ex.: Digestibilidade "in vitro" quando objetivo digestibilidade "in vivo".

OUTROS FATORES

- Observações auxiliares ou suplementares ou concomitantes: medem efeito de outros fatores (Análise de covariância)

1.6.5. DETERMINAÇÃO DAS REGRAS PARA ATRIBUIÇÃO DOS TRATAMENTOS AS UNIDADES EXPERIMENTAIS (=escolha do delineamento experimental):

PRINCÍPIOS BÁSICOS DE EXPERIMENTAÇÃO:



DELINEAMENTO EXPERIMENTAL:

Forma de atribuição dos tratamentos às unidades

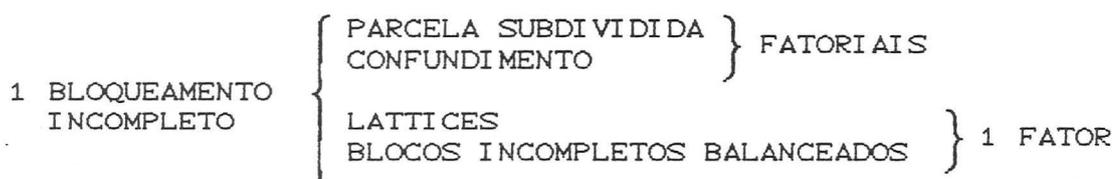
experimentais.



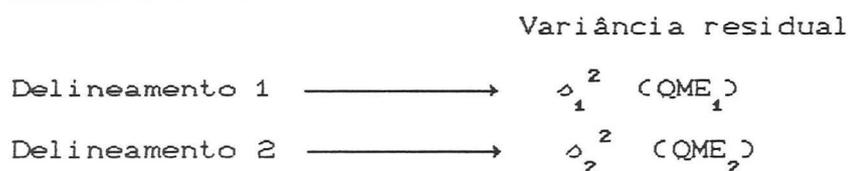
DCC = Delineamento completamente casualizado ou inteiramente casualizado.

DBC = Delineamento blocos casualizados

DQL = Delineamento quadrado latino



### Eficiência Relativa



A eficiência relativa do delineamento 1 em relação ao delineamento 2 é dada por:

$$ER\% = \frac{1}{\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}} \times 100 = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} \times 100$$

A eficiência relativa é útil na escolha do delineamento experimental a ser utilizado.

### 1.6.6. DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE REPETIÇÕES:

#### REGRAS PRATICAS

- Nº de repetições por tratamento de tal forma que tenhamos no mínimo 20 parcelas.

GL erro  $\geq 10$

↓ DEPENDE: do delineamento experimental  
do nº de tratamentos

GL suficientes para uma estimativa representativa do erro experimental. Experimentos com poucos tratamentos necessitam de maior nº de repetições para GL suficientes para o erro.

#### NÚMERO DE REPETIÇÕES A USAR NUM EXPERIMENTO

Número adequado de repetições é importante no planejamento de um experimento:

- poucas repetições → pode-se não descobrir diferenças importantes
- muitas repetições → desperdício de tempo e material
- deve-se ter número suficiente de repetições para detectar como significativa a diferença no efeito de 2 tratamentos, se ela existir.

Para se determinar o número de repetições necessita-se:

- Estimativa de variabilidade:  $\sigma^2$  ou CV
- Tamanho da diferença entre médias a ser detectada como significativa:  $\delta$ , expressa com % da média geral
- Nível de significância:  $\alpha$
- Segurança com que se deseja detectar a diferença: poder do teste,  $P=1-\beta$
- Teste unilateral ou bilateral.

#### 2 Grupos Independentes

População 1

$$\mu_1, \sigma_1^2$$

↓

Amostra 1

$$n_1$$

$$\bar{y}_1, \sigma_1^2, SQ_1$$

População 2

$$\mu_2, \sigma_2^2$$

↓

Amostra 2

$$n_2$$

$$\bar{y}_2, \sigma_2^2, SQ_2$$

Suposição

$$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$$

$$\begin{aligned} H_0: \mu_1 = \mu_2 &\Leftrightarrow H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0 \\ H_a: \mu_1 \neq \mu_2 &\Leftrightarrow H_0: \mu_1 - \mu_2 \neq 0 \text{ [Bilateral]} \\ H_a: \mu_1 > \mu_2 &\Leftrightarrow H_0: \mu_1 - \mu_2 > 0 \text{ [Unilateral]} \end{aligned}$$

$$\frac{(\bar{y}_1 - \bar{y}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma_d} \sim t_{(n_1 + n_2 - 2)}$$

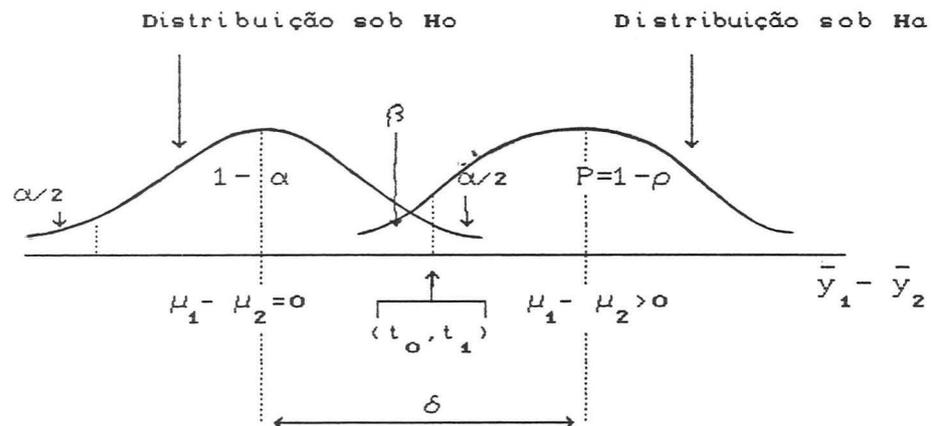
↑ Erro padrão da diferença entre 2 médias

$$\sigma_d = \sqrt{\sigma^2 \left[ \frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right]}$$

↑ Variância ponderada

$$\sigma^2 = \frac{(n_1 - 1)\sigma_1^2 + (n_2 - 1)\sigma_2^2}{n_1 + n_2 - 2} = \frac{SQ_1 + SQ_2}{n_1 + n_2 - 2}$$

$$\text{Se } n_1 = n_2 = n \Rightarrow \sigma_d = \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n}} \quad \text{e} \quad \sigma^2 = \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2}$$



### Decisões

(i)  $H_0$  será rejeitada quando  $t$  calculado  $> t_0$

[valor tabelado de  $t$  ignorando o sinal  $\Rightarrow t$  bilateral]

$$\text{Sob } H_0 \quad t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2 - (\mu_1 - \mu_2 = 0)}{\sigma_d} = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sigma_d} = t_0$$

(ii) Ha será aceita quando  $t$  calculado  $> t_1$

[Valor tabelado de  $t$  considerando o sinal  $\Rightarrow t$  unilateral (do lado esquerdo da curva)]

$$\text{Sob Ha } t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2 - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma_d} = t_1$$

$$t_0 = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sigma_d} \Rightarrow t_0 \sigma_d = \bar{y}_1 - \bar{y}_2 \quad (1)$$

$$t_1 = \frac{(\bar{y}_1 - \bar{y}_2) - \frac{\delta}{|\mu_1 - \mu_2|}}{\sigma_d} \Rightarrow t_1 \sigma_d = \bar{y}_1 - \bar{y}_2 - \delta$$
$$\Rightarrow t_1 \sigma_d + \delta = \bar{y}_1 - \bar{y}_2 \quad (2)$$

$$\therefore t_0 \sigma_d = t_1 \sigma_d + \delta$$

$$\delta = t_0 \sigma_d - t_1 \sigma_d \Rightarrow \delta = \sigma_d (t_0 - t_1)$$

$$\text{Como } \sigma_d = \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n}} \quad \text{temos}$$

$$\delta = \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n}} (t_0 - t_1)$$

$$\delta^2 = \frac{2\sigma^2 (t_0 - t_1)^2}{n}$$

$$\therefore n = \frac{2\sigma^2 (t_0 - t_1)^2}{\delta^2}$$

Expressando a variabilidade em termos de CV e considerando que como  $t_1$  será um valor negativo (lado esquerdo da distribuição) então  $-t_1$  será um valor positivo, assim pode-se considerar o simétrico positivo, e então:

$$n = \frac{2CV^2 (t_0 + t_1)^2}{\delta^2}$$

Exemplo: Duas rações devem ser comparadas com leitões, mantidos em baias individuais, sendo o aumento de peso o atributo a ser medido. Qual o nº de leitões a usar em cada grupo, isto é, o nº de repetições, se deseja-se detectar uma diferença no efeito das rações de pelo menos 10%, com uma segurança de 80%, e o coeficiente de variação previsto é de 8%?

Teste Bilateral

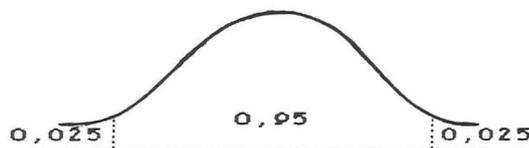
$$\alpha = 0,05 \quad CV = 8\% \quad \delta = 10\% \quad P = 0,80$$

Processo iterativo

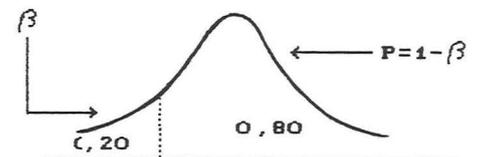
1º passo:  $n = 10 \quad GL = 2(n-1) = 2(10-1) = 2(9) = 18$

$$t_0 = t_{.05}(18) = 2,101 \quad [\alpha = 0,05 \quad GL = 18 ; \text{ignorando o sinal}]$$

$$t_1 = t_{.20}(18) = 0,862 \quad [1-P = 0,20 \quad GL=18 ; \text{considerando o sinal}]$$



$$\uparrow t_0 = 2,101$$



$$\uparrow t_1 = -0,862$$

$$n' = \frac{2(8)^2 (2,101 + 0,862)^2}{(10)^2} = 11,2$$

2º passo:  $n = 12 \quad GL = 2(n-1) = 2(12-1) = 2(11) = 22$

$$t_0 = t_{.05}(22) = 2,074$$

$$t_1 = t_{.20}(22) = 0,858$$

$$n'' = \frac{2(8)^2 (2,074 + 0,858)^2}{(10)^2} = 11$$

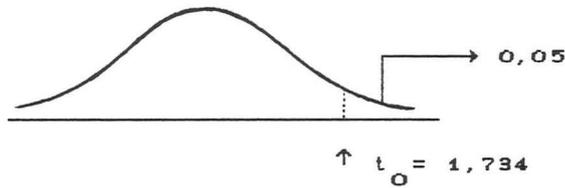
$\therefore \boxed{n = 11}$

Teste unilateral       $\alpha = 0,05$

1º passo:       $n = 10 \rightarrow GL = 18$

$$t_0 = t_{.05(18)} = 1,734 \quad [\alpha = 0,05 ; GL = 18 ; \text{considerando o sinal}]$$

$$t_1 = 0,862$$



$$n' = \frac{2(8^2)(1,734 + 0,862)^2}{(10)^2} = 8,6$$

2º passo:       $n = 9 \rightarrow GL = 2(n-1) = 2(9-1) = 2(8) = 16$

$$t_0 = t_{.05(16)} = 1,746$$

$$n'' = \frac{2(8^2)(1,746 + 0,865)^2}{(10)^2} = 8,7$$

$$t_1 = t_{.20(16)} = 0,865$$

$$\therefore \boxed{n = 9}$$

TABELA PARA DETERMINAÇÃO DO NÚMERO DE REPETIÇÕES

UNILATERAL

$\delta$	CV 8
10	9 $\rightarrow \alpha = 5\%; P = 80\%$
	12 $\rightarrow \alpha = 5\%; P = 90\%$
	22 $\rightarrow \alpha = 1\%; P = 95\%$

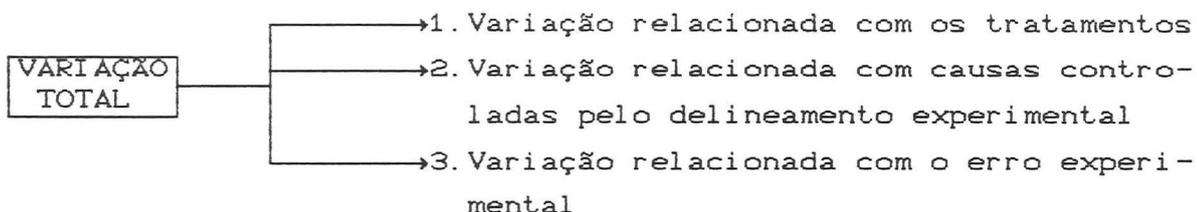
BILATERAL

$\delta$	CV 8
10	11
	15
	24

1.6.7. ESCOLHA DO PROCEDIMENTO DE ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS RESULTADOS:

ANÁLISE CLÁSSICA:

ANÁLISE DE VARIÁNCIA



EXPERIMENTOS INTEIRAMENTE CASUALIZADOS: 1 e 3

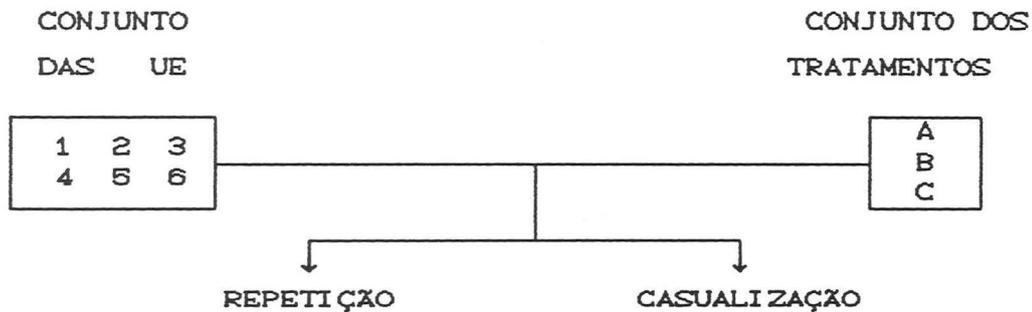
EXPERIMENTOS EM BLOCOS CASUALIZADOS: 1, 2 e 3

\*TÉCNICAS DE COMPLEMENTAÇÃO DA ANÁLISE DE VARIÁNCIA

1. Análise de regressão: Fatores quantitativos.
2. Contrastes ortogonais: Fatores quantitativos ou Fatores qualitativos que permitem estruturação.
3. Comparações múltiplas de médias: Fatores quantitativos ou Fatores qualitativos que permitem ou não permitem estruturação.

## 2. DELINEAMENTO COMPLETAMENTE CASUALIZADO OU DELINEAMENTO INTEIRAMENTE CASUALIZADO

### 2.1 CARACTERIZAÇÃO:



Atribuição por sorteio dos tratamentos a serem aplicados para as diferentes UE.

TRATAMENTOS		
A	B	C
3	1	2
4	6	5

\* Escolha casual das UE (nenhuma restrição quanto a casualização)

\*Extensão de grupos independentes

### USO:

-Uniformidade das UE, pois quanto menos uniformes → mais variável a informação → menos precisos os resultados.

- Execução uniforme sobre todas UE (instalação, condução e coleta de informações).

### CARACTERÍSTICA:

-GL erro experimental (resíduo) maior possível → alta sensibilidade dos testes.

2.2 ANÁLISE DE VARIÂNCIA:

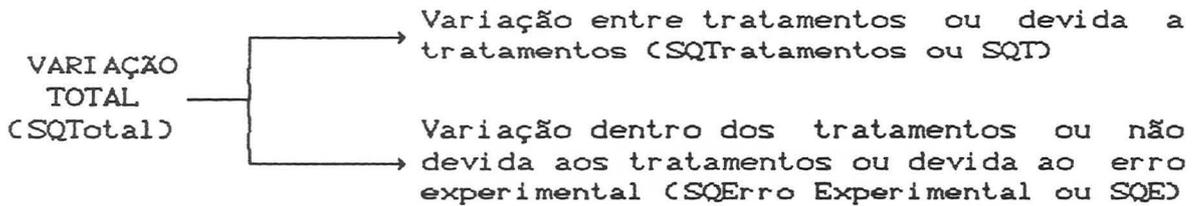


$i = 1, 2, \dots, t$   
 ↳ índice de tratamento

$j = 1, 2, \dots, r$   
 ↳ índice de repetição

TRATAMENTOS	REPETIÇÕES				TOTAIS DE TRATAMENTOS	MÉDIAS DE TRATAMENTOS
	1	2	...	r		
1	$y_{11}$	$y_{12}$	...	$y_{1r}$	$y_{1.}$	$\bar{y}_{1.}$
2	$y_{21}$	$y_{22}$	...	$y_{2r}$	$y_{2.}$	$\bar{y}_{2.}$
⋮	⋮	⋮	$y_{ij}$	⋮	⋮ $y_{i.}$	⋮ $\bar{y}_{i.}$
t	$y_{t1}$	$y_{t2}$	...	$y_{tr}$	$y_{t.}$	$\bar{y}_{t.}$
					$y_{..}$	$\bar{y}_{..}$
					TOTAL GERAL	MÉDIA GERAL

$$\bar{y}_{..} = \frac{y_{..}}{n \cdot t} \quad ; \quad \bar{y}_{i.} = \frac{y_{i.}}{n}$$



$$y_{ij} - \bar{y}_{..} = y_{ij} - \bar{y}_{i.} + \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}$$

$$y_{ij} - \bar{y}_{..} = (y_{ij} - \bar{y}_{i.}) + (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})$$

$$\underbrace{\sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2}_{SQ_{Total}} = \underbrace{\sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2}_{SQE} + \underbrace{2 \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})}_{\text{igual a zero}} + \underbrace{\sum_{i=1}^t n(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2}_{SQT}$$

TABELA DA ANÁLISE DE VARIÂNCIA

CAUSAS DE VARIÂÇÃO	GL	SQ	QM	F
TRATAMENTOS (entre tratamentos)	t - 1	SQT	QMT	$\frac{QMT}{QME}$
ERRO EXPERIMENTAL (dentro dos tratamentos)	t(n - 1)	SQE	QME	
TOTAL	nt - 1	SQTotal		

GL:

$$\begin{aligned} \bar{y}_{..} &\begin{cases} \rightarrow GL_{Total} = nt - 1 \\ \rightarrow GL_T = t - 1 \end{cases} \\ \bar{y}_{i.} &\rightarrow (n - 1) \text{ GL / Tratamento} \Rightarrow GLE = t(n - 1) \end{aligned}$$

SQ:

$$SQ_{Total} = \sum_{i,j} (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 = \underbrace{\sum_{i,j} y_{ij}^2 - \frac{y_{..}^2}{nt}}_{\text{FORMA USUAL}}$$

$$\frac{y_{..}^2}{nt} = \text{CORREÇÃO (C) OU FATOR DE CORREÇÃO (FC)}$$

$$\rightarrow \frac{(nt \bar{y}_{..})^2}{nt} = nt \bar{y}_{..}^2$$

$$SQT = \sum_i n(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 = \sum_i \frac{\bar{y}_{i.}^2}{n} - FC$$

FORMA USUAL

$$SQE = \sum_{i,j} (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 = \underbrace{SQ_{Total} - SQT}_{\text{FORMA USUAL}}$$

FORMA DIRETA

QM:

$$QM = \frac{SQ}{GL} = \text{VARIÂNCIA}$$

$$QMT = \frac{SQT}{GLT} = \frac{SQT}{t-1}$$

$$QME = \frac{SQE}{GLE} = \frac{SQE}{t(r-1)}$$

F:

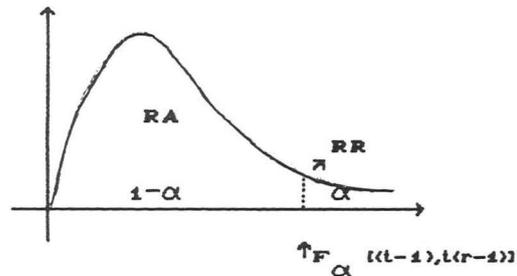
$$F = \frac{QMT}{QME}$$

### TESTE DE HIPÓTESES:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t$$

$H_a$ : Pelo menos 2 médias de tratamentos diferem.

Decisão:



$$F \text{ Calculado} = \frac{QMT}{QME}$$

Rejeita-se  $H_0$  se  $F \text{ calculado} > F_{\alpha} [(t-1), t(r-1)]$

### 2.3 MEDIDAS DE PRECISÃO DE EXPERIMENTOS:

(1) Coeficiente de variação (CV):

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{\bar{y}..} \times 100$$

(2) Erro padrão da média de 1 tratamento:

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{QME}{r}}$$

(3) Erro padrão da diferença entre 2 médias:

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{2 \text{ QME}}{n}}$$

#### 2.4 EXEMPLO:

Os dados abaixo referem-se a rendimento de cana em t/ha de um experimento inteiramente casualizado de competição de variedades de cana-de-açúcar.

	TRATAMENTOS (VARIETADES)				
	A	B	C	D	
	64	78	75	55	t = 4
	72	91	93	66	n = 6
	68	97	78	49	n t = 24
	77	82	71	64	
	56	85	63	70	
	95	77	76	68	
TOTAL ( $y_{i.}$ )	432	510	456	372	1770 $\rightarrow y_{..}$
MÉDIA ( $\bar{y}_{i.}$ )	72	85	76	62	73.75 $\rightarrow \bar{y}_{..}$
$\sum_j y_{ij}^2$	31994	43652	35144	23402	134192 $\rightarrow \sum_{i,j} y_{ij}^2$
$y_{i.}^2/n$ (FC)	31104	43350	34656	23064	132174 $\rightarrow \sum_i y_{i.}^2/n$
SQ/T	890	302	488	338	2018 $\rightarrow$ SQE

$$\text{SQTotal} = 134192 - \frac{(1770)^2}{24} = 134192 - 130558 = 3654$$

FC

$$\text{SQT} = \frac{432^2 + 510^2 + 456^2 + 372^2}{6} - \text{FC} = 132174 - 130559 = 1636$$

$$\text{SQE} = \text{SQTotal} - \text{SQT} = 3654 - 1636 = 2018$$

ou

$$\text{SQE} = \text{SQ/T}_A + \text{SQ/T}_B + \text{SQ/T}_C + \text{SQ/T}_D = 890 + 302 + 488 + 338 = 2018$$

ANÁLISE DE VARIÂNCIA:

CAUSAS DE VARIÂÇÃO	GL	SQ	QM	F
VARIÉDADES (entre variedades)	3	1636	545.3	5.40 <sup>**</sup>
ERRO EXPERIMENTAL (dentro de variedades)	20	2018	100.9	
TOTAL	23	3654		

$$CV = \left( \sqrt{QME} / \bar{y} \right) \times 100 = \left( \sqrt{100,9} / 73,75 \right) \times 100 = 13,6\%$$

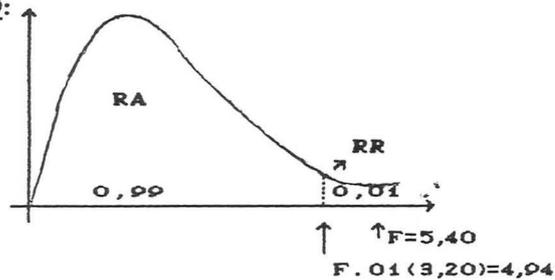
$$F. 01 (3,20) = 4,94 \quad ** \text{ SIGNIFICATIVO A } 1\%$$

HIPÓTESES:

$$H_0: \mu_A = \mu_B = \mu_C = \mu_D$$

$H_a$ : Pelo menos 2 médias de variedades diferem

DECISÃO:



$$F = 5.40 > F.01 (3,20) = 4.94$$

A diferença entre médias de tratamentos é significativa

$$(P < 0.01)$$

Rejeita-se  $H_0$

CONCLUSÃO:

As variedades de cana-de-açúcar investigadas se diferenciam em termos de rendimento de cana.

2.5 EXPERIMENTOS INTEIRAMENTE CASUALIZADOS COM DIFERENTE NÚMERO DE REPETIÇÕES POR TRATAMENTO:

TRATAMENTOS	REPETIÇÕES
1	$n_1$
2	$n_2$
⋮	⋮
t	$n_t$
TOTAL	$n$

CAUSAS DE VARIAÇÃO	GL	SQ	QM	F
TRATAMENTOS	$t - 1$	SQT	QMT	$\frac{QMT}{QME}$
ERRO EXPERIMENTAL	$n - t$	SQE	QME	$\frac{QME}{QME}$
TOTAL	$n - 1$	SQTotal		

$$SQ_{Total} = \sum_{i,j} y_{ij}^2 - FC \quad ; \quad FC = \frac{y_{..}^2}{n}$$

$$SQT = \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{n_i} - FC$$

$$SQE = SQ_{Total} - SQT$$

Erro Padrão da Diferença entre 2 Médias de Tratamentos:

$$\sigma_d = \sqrt{QME \cdot \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]}$$

Erro Padrão da Média de um Tratamento:

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{2} QME \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]}$$

2.6 TÉCNICAS DE COMPLEMENTAÇÃO NA ANÁLISE DE VARIÂNCIA:

- 1- Ajustamento de funções de resposta através de técnicas de análise de regressão: fatores quantitativos.
- 2- Contrastes ortogonais: fatores quantitativos e qualitativos que permitem estruturação.
- 3- Comparações múltiplas de médias: fatores quantitativos, fatores qualitativos que permitem ou que não permitem estruturação.

## 2.7 CONTRASTES OU COMPARAÇÕES DE MÉDIAS:

Uma função linear de médias de tratamentos do tipo

$$C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i = c_1 \mu_1 + c_2 \mu_2 + \dots + c_t \mu_t$$

é dita contraste ou comparação se  $\sum_{i=1}^t c_i = 0$

### EXEMPLOS:

$$(1) c_1 = \mu_1 - \mu_2$$

$$(2) c_2 = \mu_1 - \mu_3$$

$$(3) c_3 = \mu_1 + \mu_2 - \mu_3$$

$$= (\mu_1 + \mu_2)/\sqrt{2} - \mu_3$$

} são contrastes

$$(4) c_4 = \mu_1 + \mu_2 - \mu_3 \quad \left. \vphantom{(4)} \right\} \text{não é contraste}$$

$$\text{Os contrastes } C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i \text{ e } B = \sum_{i=1}^t b_i \mu_i$$

são ortogonais se  $\sum_{i=1}^t b_i c_i = 0$

$$C_1 \text{ e } C_2 \text{ não são ortogonais: } (1)(1) + (-1)(0) + (0)(-1) = 1$$

$$C_1 \text{ e } C_3 \text{ são ortogonais: } (1)(1) + (-1)(1) + (0)(-2) = 0$$

$$C_2 \text{ e } C_3 \text{ não são ortogonais: } (1)(1) + (0)(1) + (-1)(-2) = 3$$

Para diferente nº de repetições a condição de ortogonalidade é dada por:

$$\sum_{i=1}^t \frac{b_i c_i}{n_i} = 0$$

## 2.8 TESTES DE COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS DE MÉDIAS

### 2.8.1 - DIFERENÇA MÍNIMA SIGNIFICATIVA (DMS)

$$DMS = t_{\alpha(GLE)} \cdot \sigma_d$$

confiabilidade precisão  
 DMS =  $t_{\alpha(GLE)}$  .  $\sigma_d$   
 → Erro Padrão da Diferença entre 2 médias de tratamentos  
 → GL do Erro Experimental  
 → Nível de Significância  
 → Valor que deve atingir a diferença entre médias de tratamentos para ser considerada significativa

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{2 \text{ QME}}{n}}$$

← QM Erro Experimental  
 → nº de repetições

Para ≠ nº de repetições:

$$\sigma_d = \sqrt{\text{QME} \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]}$$

-Qualquer diferença entre médias de tratamentos > DMS é dita significativa.

-Duas amostras independentes (2 grupos independentes)

$$t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sigma_d} ; \underbrace{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}_{\text{diferença}} = t \cdot \sigma_d$$

#### USO

- 1- Não usar indiscriminadamente pois quando muitos forem os tratamentos em comparação (grande nº de comparações) algumas diferenças são consideradas como significativas por mero acaso.
- 2- Usar em comparações que envolvem 1 tratamento testemunha.
- 3- Usar em contrastes de médias planejados antes de se examinar os dados (ortogonais e de nº igual ao GL de tratamentos).

## 2.8.2 - TESTE DE TUKEY

$$\Delta = \overbrace{q \alpha (t, GLE)}^{\text{confiabilidade}} \cdot \overbrace{\sigma_y}^{\text{precisão}}$$

→ Erro Padrão da Média de um tratamento

→ Amplitude Total Studentizada

→ Diferença Mínima Significativa ou Diferença Significativa Honesta

$t = \text{n}^\circ \text{ de tratamentos}$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{QME}{n}}$$

Qualquer diferença entre 2 médias  $> \Delta$  é dita significativa.

Para  $\neq$  n° de repetições por tratamento:

$$\Delta = q \alpha (t, GLE) \sqrt{\frac{1}{2} \hat{V}(\hat{C})}$$

onde  $\hat{V}(\hat{C}) = QME \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]$  } Variância do contraste de 2 médias

$$C = \mu_i - \mu_j ; \quad \hat{C} = \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{j.}$$

### DISTRIBUIÇÃO DA AMPLITUDE STUDENTIZADA:

$$y_1, y_2, \dots, y_n \stackrel{\text{IID}}{\sim} N(\mu, \sigma^2)$$

$$u = \text{MAX}(y_j) - \text{MIN}(y_j)$$

→ Amplitude do conjunto de observações  
 $\sigma^2$  com  $\nu$  GL é estimador de  $\sigma^2$

Então  $q(n, \nu) = \frac{U}{\hat{\sigma}}$  é chamada de amplitude studentizada ou amplitude total studentizada.

$$\underbrace{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_t}_{\text{médias de tratamentos}} \stackrel{\text{IID}}{\sim} N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$u = \text{MAX}(\bar{y}_{i.}) - \text{MIN}(\bar{y}_{i.})$$

$$\sigma^2 = \sigma_{\bar{y}_{i.}}^2 = \frac{\text{QME}}{n} \quad \left[ \begin{array}{l} \text{VARIANCI} \text{A DA M} \acute{\text{E}} \text{DIA} \\ \text{DE UM TRATAMENTO} \end{array} \right]$$

$$\sigma = \sigma_{\bar{y}_{i.}} = \sqrt{\frac{\text{QME}}{n}} \quad \left[ \begin{array}{l} \text{ERRO PADR} \acute{\text{A}} \text{O DA M} \acute{\text{E}} \text{DIA} \\ \text{DE UM TRATAMENTO} \end{array} \right]$$

Então:

$$\frac{\text{MAX}(\bar{y}_{i.}) - \text{MIN}(\bar{y}_{i.})}{\sqrt{\frac{\text{QME}}{n}}} \cap q(t, \text{GLE})$$

### CONSIDERAÇÕES SOBRE O TESTE DE TUKEY

(D) O teste de Tukey é válido para a totalidade dos contrastes entre 2 médias.

(U) O teste de Tukey exige, em princípio, balanceamento, isto é igual nº de repetições por tratamento.

(UU) O teste de Tukey é exato para testar a maior  $\neq$ . Nos demais casos é conservador.

Relação entre t e q:

$$\underbrace{\text{DMS}}_{\bar{y}_1 - \bar{y}_2} = t \cdot \sigma_d \Rightarrow t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sigma_d} \Rightarrow t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sqrt{\frac{2 \text{ QME}}{n}}} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sqrt{2} \sqrt{\frac{\text{QME}}{n}}} \Rightarrow \sqrt{2} t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sqrt{\frac{\text{QME}}{n}}}$$

TUKEY:

$$\underbrace{\Delta}_{\bar{y}_1 - \bar{y}_2} = q \cdot \sigma_{\bar{y}} \Rightarrow q = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sigma_{\bar{y}}} \Rightarrow q = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sqrt{\frac{\text{QME}}{n}}} \therefore q = \sqrt{2} t$$

### 2.8.3 - TESTE DE SCHEFFÉ

$$S = \sqrt{(t - 1) F_{\alpha} [GLT, GLE] \hat{V}(\hat{C})}$$

$$C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i \quad \hat{C} = \sum_{i=1}^t c_i \bar{y}_i.$$

Para igual nº de repetições:

$$\hat{V}(\hat{C}) = \frac{QME}{n} (c_1^2 + c_2^2 + \dots + c_t^2)$$

ou

Para diferente nº de repetições:

$$\hat{V}(\hat{C}) = QME \left[ \frac{c_1^2}{n_1} + \frac{c_2^2}{n_2} + \dots + \frac{c_t^2}{n_t} \right]$$

$\hat{V}(\hat{C})$  é a variância de um contraste de médias  
Qualquer contraste  $> S$  é dito significativo.

#### CONSIDERAÇÕES SOBRE O TESTE DE SCHEFFÉ

Para a totalidade dos contrastes  $C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i$

$$P \left[ \hat{C} - F_{\alpha} \sqrt{\hat{V}(\hat{C})} \leq C < \hat{C} + F_{\alpha} \sqrt{\hat{V}(\hat{C})} \right] = 1 - \alpha$$

onde:  $F_{\alpha} = \sqrt{(t - 1) F_{\alpha} (GLT, GLE)}$

- O Teste de Scheffé é válido para a totalidade dos contrastes.
- Para um contraste, ou para um nº pequeno deles, o Teste de Scheffé é bastante conservador.

### 2.8.4 - TESTE DE BONFERRONI:

DESIGUALDADE DE BONFERRONI: "Para um conjunto de  $k$  contrastes, se cada um é testado com um coeficiente de confiança  $1 - \alpha$ , o coeficiente de confiança conjunto é, pelo menos,  $1 - k\alpha$ "

Sejam dois intervalos de confiança, obtidos de uma mesma amostra, para os contrastes  $C_1$  e  $C_2$ .

Seja o evento  $A_1$  o evento correspondente ao complemento do intervalo de confiança para  $C_1$  e  $A_2$ , analogamente, para  $C_2$ ; com  $P(A_1) = P(A_2) = \alpha$ .

Sabe-se que:

$$P(A_1 \cup A_2) = P(A_1) + P(A_2) - P(A_1 \cap A_2)$$

e

$$P(\overline{A_1 \cup A_2}) = P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) = 1 - P(A_1 \cup A_2)$$

$$\therefore P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) = 1 - P(A_1) - P(A_2) + P(A_1 \cap A_2)$$

↳ Evento correspondente à região de confiança conjunta para  $C_1$  e  $C_2$

Como  $P(A_1 \cap A_2) \geq 0$ , serve a desigualdade:

$$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) \geq 1 - P(A_1) - P(A_2) = 1 - 2\alpha$$

Para o caso geral, de  $k$  eventos, tem-se a desigualdade:

$$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2} \cap \dots \cap \overline{A_k}) \geq 1 - k\alpha$$

#### TESTE DE BONFERRONI:

Consiste no teste DMS, fazendo-se correção do nível de significância em função do número de contrastes ( $k$ ).

Considera-se  $\alpha' = \frac{\alpha}{k}$  e obtém-se

$$DMS_B = t_{\alpha'}(GLE) \cdot \underbrace{sd}_{\text{confiabilidade}} \cdot \underbrace{1}_{\text{precisão}}$$

- Qualquer diferença entre médias  $> DMS_B$  é dita significativa.
- Válido para um conjunto de  $k$  contrastes e é um tanto conservador. Útil quando  $k$  é pequeno.

### 2.8.5 - TESTE DE DUNNETT

É utilizado para comparar médias de tratamentos com média da testemunha (padrão ou controle)

$$d' = \underbrace{t^*_{\alpha}(t', GLE)}_{\text{confiabilidade}} \cdot \underbrace{sd}_{\text{precisão}}$$

→ diferença mínima significativa

- $t^*$  de Dunnett, considerando probabilidade  $\alpha$ ,  $t'$  tratamentos (excluindo a testemunha) e GL do Erro Experimental.
- Qualquer diferença entre médias  $> d'$  é dita significativa.

#### CONSIDERAÇÕES SOBRE O TESTE DE DUNNETT

- (D) Pode ser usado também para comparações unilaterais.
- (D) Estendido para comparações com grupos selecionados de contrastes.

### 2.8.6 - TESTE DE STUDENT - NEWMAN - KEULS (Teste S-N-K) ou TESTE DE NEWMAN - KEULS (Teste N-K)

Teste de amplitude múltipla; isto é usa-se vários valores para as comparações, na dependência do nº de médias abrangidas pela comparação.

$$\Delta_p = \underbrace{q}_{\text{confiabilidade}} \cdot \underbrace{\alpha(p, GLE)}_{\text{precisão}} \cdot \underbrace{sd}_{\text{precisão}}$$

→ amplitude total studentizada

→ diferença mínima significativa

$p = \text{nº de médias abrangidas pela comparação}$

$$\rightarrow \overline{sd} = \sqrt{\frac{QME}{n}} \quad \text{para igual nº de repetições}$$

$$\rightarrow \overline{sd} = \sqrt{\frac{QME}{2} \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]}$$

Qualquer diferença  $> \Delta_p$  é dita significativa.

#### CONSIDERAÇÕES SOBRE O TESTE S-N-K OU TESTE N-K:

- (D) Procedimento sequencial para a totalidade dos contrastes 2 a 2.

(ii) O Teste N-K, exige, em princípio, balanceamento.

(iii) O Teste N-K é um teste aproximado, pois as médias ordenadas não são independentes.

### 2.8.7 - TESTE DE DUNCAN (Teste de Amplitude Múltipla de Duncan)

Usa-se vários valores para as comparações, na dependência do nº de médias abrangidas na comparação.

$$AMS = \overbrace{q^* \alpha_p(p, GLE)}^{\text{confiabilidade}} \cdot \overbrace{\bar{\sigma}_y}^{\text{precisão}}$$

→ Amplitude Studentizada Significativa (ASS)

→ Amplitude mínima significativa

$p$  = nº de médias abrangidas na comparação

$$AMS_p = ASS \alpha(p, GLE) \cdot \bar{\sigma}_y$$

$$\bar{\sigma}_y = \sqrt{\frac{QME}{n}} ; \text{ para igual nº de repetições}$$

$$\bar{\sigma}_y = \sqrt{\frac{QME}{2} \left[ \frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right]} ; \text{ para } \neq \text{ nº de repetições}$$

- TAXA DE ERRO:

$$\alpha_p = 1 - (1 - \alpha)^{p-1}$$

$$\alpha = 0.05$$

$$p = 2 \Rightarrow \alpha_2 = 1 - (1 - 0.05)^{2-1} = 1 - 0.95 = 0.05$$

$$p = 3 \Rightarrow \alpha_3 = 1 - (1 - 0.05)^{3-1} = 1 - (0.95)^2 = 0.10$$

$$p = 4 \Rightarrow \alpha_4 = 1 - (1 - 0.05)^{4-1} = 1 - (0.95)^3 = 0.14$$

⋮

Valores de  $q^* \alpha_p(p, GLE)$  correspondem a valores de amplitude studentizada [ $q(p, GLE)$ ] considerando  $\alpha = \alpha_p$

- Qualquer diferença entre médias > do que AMS é dita significativa.

CONSIDERAÇÕES SOBRE O TESTE DE DUNCAN:

- (D) Procedimento sequencial para a totalidade dos contrastes 2 a 2.
- (U) O teste de Duncan, exige, em princípio, balanceamento.
- (U) O teste de Duncan é um teste aproximado, pois as médias ordenadas não são independentes.

CASOS PARTICULARES DO TESTE DE DUNCAN:

\* DMS:  $\alpha_p = \alpha$

$p = 2$

\* TUKEY:  $\alpha_p = \alpha$

$p = t$

\* S-N-K:  $\alpha_p = \alpha$

$p = p$

2.8.8 - TESTE DE AMPLITUDE MÚLTIPLA DE TUKEY:

$$\Delta_p^* = \frac{1}{2} \left[ \Delta + \Delta_p \right]$$

└──────────┬──────────┘  
                  └───┬───┘  
                          └───┘  
                                  → N-K  
                                  → TUKEY

## 2.9 ALTERNATIVAS PARA COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS DE MÉDIAS DE TRATAMENTOS

### Análise de Médias de Tratamentos:

#### (Técnicas de Detalhamento na Análise de Variância)

- 1 - Comparações de médias tomadas 2 a 2 (comparações múltiplas)
  - \* para tratamentos qualitativos não estruturados.
  - \* DMS, Duncan, Tukey.
- 2 - Contrastes planejados (ortogonais) entre médias ou grupos de médias.
  - \* para tratamentos qualitativos que permitam estruturação.
- 3 - Ajustamento de funções de resposta através de técnicas de regressão.
  - \* tratamentos são níveis quantitativos.
  - \* Curva de resposta: 1 variável independente.
  - \* Superfície de resposta: 2 ou mais variáveis independentes.

Hipótese geral sobre efeito de tratamentos na análise de variância.

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t \Leftrightarrow H_0: \tau_i = 0$$

#### COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS:

Taxas de erro tipo I: Há diferentes formas de avaliar o erro tipo I, criando dificuldades para avaliar o mérito relativo dos procedimentos de comparações múltiplas.

(i) Taxa de erro por comparação ("comparisonwise"):  $\alpha$

$$\frac{\text{nº de inferências erradas}}{\text{nº de inferências}}$$

Usada no teste DMS.

(ii) Taxa de erro por experimento ("experimentwise"): E

$$(ii.1) \frac{\text{nº de experimentos com no mínimo uma inferência errada}}{\text{nº de experimentos}}$$

Usada no teste Tukey, Scheffé, Dunnett.

$$(ii.2) \frac{\text{nº de inferências erradas}}{\text{nº de experimentos}}$$

Usada no teste Bonferroni.

RELAÇÃO ENTRE  $\alpha$  e E:

$$E = 1 - (1 - \alpha)^{t-1} \quad ; \quad \alpha = 1 - (1 - E)^{1/t-1}$$

Nº de tratamentos no experimento	$\alpha = 0.05$ E	E = 0.05 $\alpha$
2	0.05	0.05
3	0.0975	0.0253
4	0.1426	0.0169
5	0.1835	0.0127
10	0.3698	0.0057
15	0.5124	0.0037
20	0.6227	0.0028

MÉTODOS DE COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS:

Testes de amplitude simples:

(1) DMS:

$$DMS = t_{\alpha} (GLE) \, sd \quad ; \quad sd = \sqrt{\frac{2 \, QME}{n}}$$

(2) TUKEY:

$$\Delta = q_{\alpha} (t, GLE) \, \sigma_{\bar{y}} \quad ; \quad \sigma_{\bar{y}} = \sqrt{\frac{QME}{n}}$$

(3) SCHEFFÉ:

$$S = \sqrt{(t - 1) F_{\alpha} [GLT, GLE] \widehat{V}(\widehat{C})}$$

$$C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i \quad ; \quad \widehat{C} = \sum_{i=1}^t c_i \bar{y}_i$$

$$\widehat{V}(\widehat{C}) = \frac{QME}{n} \left( \sum_{i=1}^t c_i \right)$$

(4) BONFERRONI:

$$DMS_B = t_{\alpha'} (GLE) \, sd$$

$$\alpha' = \frac{\alpha}{k}$$

(5) DUNNETT: Comparações tratamentos vs testemunha

$$d' = t_{\alpha} (t', GLE) \cdot sd$$

Testes de amplitude múltipla:

(6) S-N-K OU N-K:

$$\Delta p = q_{\alpha} (p, GLE) \cdot \bar{sy}$$

└─ n° de médias incluídas na comparação

(7) DUNCAN:

$$AMS_p = q^* \alpha_p (p, GLE) \cdot \bar{sy}$$

$$\text{Taxa de erro: } \alpha_p = 1 - (1 - \alpha)^{p-1}$$

$$\alpha = 0.05$$

$$p = 2 \Rightarrow \alpha_2 = 1 - (1 - 0.05)^{2-1} = 1 - 0.95 = 0.05$$

$$p = 3 \Rightarrow \alpha_3 = 1 - (1 - 0.05)^{3-1} = 1 - (0.95)^2 = 0.10$$

⋮

⋮

Valores de  $q^* \alpha_p (p, GLE)$  correspondem aos valores de amplitude Studentizada [ $q (p, GLE)$ ], considerando  $\alpha = \alpha_p$ .

Casos particulares do teste de Duncan:

- DMS:  $\alpha_p = \alpha$        $p = 2$

- TUKEY:  $\alpha_p = \alpha$        $p = t$

- S-N-K:  $\alpha_p = \alpha$        $p = p$

(8) AMPLITUDE MÚLTIPLA DE TUKEY:

$$\frac{1}{2} [\Delta + \Delta p]$$

USO DOS TESTES

1) Todas as comparações de médias 2 a 2:

TUKEY: maior rigor (maior responsabilidade)

S-N-K

DUNCAN: menor rigor (menor responsabilidade)

2) Contrastes não-ortogonais que envolvam mais do que duas médias (pelo menos um):

SCHEFFÉ

BONFERRONI: poucos contrastes

3) Comparações tratamentos vs testemunha:

DUNNETT

BONFERRONI: poucas comparações

DMS

RESUMO DO EXEMPLO

VARIE- DADES	MÉDIAS t/ha	DMS	TUKEY	SCHEFFÉ	BONFERRONI	S-N-K	DUNCAN	DUNNETT
B	85	a	a	a	a	a	a	B ≠ D
C	76	ab	ab	ab	ab	ab	ab	C = D
A	72	bc	ab	ab	ab	ab	bc	
D	62	c	b	b	b	b	c	A = D
VALOR P/ O TESTE	2 3 4					12.1 14.7 16.2	12.10 12.71 13.04	
Nº DE ≠ SIG- NIFI- CATIVAS	-	3	1	1	1	1	3	1

RESUMO DOS TESTES:

DMS:

TAXAS DE ERRO: com base na comparação.

EXATIDÃO: exato para igual e diferente nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para qualquer contraste de médias.

INCOVENIENTE: não controle no acréscimo da ocorrência de erro de conclusão do tipo I.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para testar grupos específicos de contrastes de médias escolhidos a priori.

-Para testar contrastes que envolvam tratamentos x testemunha.

TUKEY:

TAXA DE ERRO: com base no experimento.

EXATIDÃO: exato para igual nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para comparar médias 2 a 2.

INCONVENIENTE: exagerado rigor, controlando excessivamente erro tipo I; reduzindo o poder de discriminação.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para se comparar médias 2 a 2 nos casos onde a decorrência de erro de conclusão do tipo I é extremamente grave.

SCHEFFÉ:

TAXA DE ERRO: com base no experimento.

EXATIDÃO: exato para igual e diferente nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para qualquer contraste de médias.

INCONVENIENTE: exagerado rigor, reduzindo o poder de discriminação.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para testar contrastes que envolvam mais do que 2 médias (não-ortogonais).

BONFERRONI:

TAXA DE ERRO: com base no experimento.

EXATIDÃO: exato para igual e diferente nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para qualquer contraste de médias.

INCONVENIENTE: exagerado rigor quando o nº de contrastes for grande  $\Rightarrow$  resultados pouco discriminativos.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para testar contrastes (médias 2 a 2 ou qualquer contraste) quando forem de nº reduzido.

S-N-K:

TAXA DE ERRO: a cada estágio do teste (amplitude de t médias, (t-1) médias, ...) a probabilidade de se rejeitar a hipótese de igualdade de médias, se verdadeira, é  $\alpha$ .

EXATIDÃO: exato para igual nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para comparar médias 2 a 2.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para se comparar médias 2 a 2 para qualquer situação, decorrência grave ou não para erro de conclusão do tipo I, substituindo razoavelmente com vantagem o teste de Tukey e o teste de Duncan, para os casos específicos.

#### AMPLITUDE MÚLTIPLA DE TUKEY:

EXATIDÃO: exato para igual nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para comparar médias 2 a 2.

INCOVENIENTE: o mesmo inconveniente, em parte, do teste de Tukey.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Mesmas considerações do teste de Tukey; com decorrência menos grave na ocorrência de erro tipo I.

#### DUNCAN:

TAXA DE ERRO:  $\alpha$  cresce a medida que cresce a distância entre as médias.

EXATIDÃO: exato para igual nº de repetições.

UTILIZAÇÃO: para comparar médias 2 a 2.

INCOVENIENTE: pouco controle com a ocorrência de erro tipo I, dado que a preocupação é com o erro tipo II, isto é, com o poder de discriminação dos resultados.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Para se comparar médias 2 a 2 nos casos de investigação que se exige alto grau de discriminação e a decorrência de erro de conclusão do tipo I não é tão grave.

#### DUNNETT:

TAXA DE ERRO: com base no experimento.

EXATIDÃO: exato para igual nº de repetições para tratamentos.

UTILIZAÇÃO: para comparar médias 2 a 2 do tipo tratamento x testemunha.

INCOVENIENTE: rigor muitas vezes exagerado, o que pode conduzir a pouca discriminação.

RECOMENDAÇÃO QUANTO AO USO: -Comparações unilaterais ou bilaterais do tipo tratamento x testemunha, substituindo o DMS para os casos que cresce o nº de comparações.

INCONVENIENTES DOS PROCEDIMENTOS DE COMPARAÇÕES  
MÚLTIPLAS DE MÉDIAS

- (1) taxa de erro
- (2) a não consideração do valor da estatística F obtida na análise de variância: teste t bayesiano ou teste de Waller-Duncan ou teste da Razão bayesiana k.
- (3) a não formação de grupos mutuamente exclusivos de médias de tratamentos: técnica multivariada de análise de agrupamento "cluster analysis".

2.10 - TESTE BAYESIANO OU TESTE DE WALLER-DUNCAN OU  
TESTE DA RAZÃO BAYESIANA K:

O teste encontra-se descrito em:

Duncan (1965); Waller e Duncan (1969 e 1972); Steel e Torrie (1980); Gomes (1985) e é um dos procedimentos de comparações múltiplas disponíveis no SAS

$$DMS_k = t \left( \begin{array}{c} \text{confiabilidade} \\ (k, F, \text{GLT}, \text{GLE}) \\ \text{precisão} \\ \text{od} \end{array} \right) \cdot sd$$

↳ valor calculado de F  
 ↳ razão bayesiana  
 ↳ valor tabelado

Razão k: importância relativa do erro tipo I em relação ao erro tipo II.

$$k = \frac{\text{custo do erro tipo I}}{\text{custo do erro tipo II}}$$

$\alpha = 0.01$	0.05	0.01
$k = 50$	100	500

F alto: heterogeneidade entre tratamentos

valor de t é reduzido

alto poder de discriminação

taxa de erro "a nível de comparação" ou por comparação

F baixo: homogeneidade aproximada de tratamentos

valor de t é aumentado

rigoroso

taxa de erro "a nível de experimento" ou por experimento

O teste usa as vantagens dos procedimentos de taxa de erro por experimento e por comparação sem as desvantagens.

TABELA: INTERPOLAÇÃO

F	f	q ≤ 100	q > 100	q ≤ 20	q > 20
≤ 2.4	≤ 60	a	a	-	-
	> 60	a	b	-	-
> 2.4	≤ 20	-	-	a	b
	> 20	-	-	b	b

$$f = GLE ; q = GLT$$

$$a = \sqrt{\frac{1}{F}} ; b = \sqrt{F/(CF - 1)} \text{ e interpola-se nas tabelas.}$$

Para  $t \geq 15$ , onde  $t$  é o nº de tratamentos e  $GLE \geq 30$

$$t(100, F, \infty, \infty) = 1.72 b$$

$$t(500, F, \infty, \infty) = 2.23 b$$

EXEMPLO: Cultivares de cana-de-açúcar.

C. Variação	GL	QM	F	
VARIETADES	3		5.4	$t = 4$
ERRO	20	100.9		$r = 6$

$$F = 5.4 \quad f = GLE = 20 \quad q = GLT = 3$$

$$a = \sqrt{1/F} = \sqrt{1/5.4} = 0.430$$

$$\alpha = 0.05 \Rightarrow k = 100$$

$$f = 20 \quad q = 2 \quad F = 4 \quad a = 0.5 \quad t = 2.18$$

$$f = 20 \quad q = 3 \quad F = 4 \quad a = 0.5 \quad t = ? = 2.18 + 0.027 = 2.207$$

$$f = 20 \quad q = 4 \quad F = 4 \quad a = 0.5 \quad t = 2.22$$

INTERPOLAÇÃO HARMÔNICA:

$$\frac{1}{2} - \frac{1}{4} = \frac{1}{4} \longrightarrow 0.04\alpha\alpha$$

$$\frac{1}{2} - \frac{1}{3} = \frac{1}{6} \longrightarrow x$$

$$\Rightarrow x = \frac{(0.04) 1/6}{1/4} = 0.027$$

$f = 20 \quad q = 2 \quad F = 6 \quad a = 0.408 \quad t = 2.08$   
 $f = 20 \quad q = 3 \quad F = 6 \quad a = 0.408 \quad t = ? = 2.08 + 0.007 = 2.087$   
 $f = 20 \quad q = 4 \quad F = 6 \quad a = 0.408 \quad t = 2.08$

$$\frac{1}{2} - \frac{1}{4} = \frac{1}{4} \longrightarrow 0.01 \alpha \alpha$$

$$\frac{1}{2} - \frac{1}{3} = \frac{1}{6} \longrightarrow x \quad \Rightarrow \quad x = \frac{(0.01)(4)}{6} = 0.07$$

$f = 20 \quad q = 3 \quad F = 4 \quad a = 0.5 \quad t = 2.207$   
 $f = 20 \quad q = 3 \quad F = 5.4 \quad a = 0.430 \quad t = ? = 2.087 + 0.029 = 2.116$   
 $f = 20 \quad q = 3 \quad F = 6 \quad a = 0.408 \quad t = 2.087$

$$0.5 - 0.408 = 0.092 \longrightarrow 2.207 - 2.087 = 0.12$$

$$0.430 - 0.408 = 0.022 \longrightarrow x$$

$$x = \frac{(0.12)(0.022)}{0.092} = 0.029$$

$$DMS_k = t(k, F, GLT, GLE) \quad sd =$$

$$= t(100; 5.4; 3; 20) \quad sd = (2.114)(5.2) = 12.3 \text{ t/ha}$$

$$s_d = \sqrt{\frac{2 \text{ QME}}{r}} = \sqrt{\frac{2(100.9)}{6}} = 5.8 \text{ t/ha}$$

$$DMS = (2.086)(5.8) = 12.1 \text{ t/ha}$$

VARIETADES	MÉDIAS, t/ha
B	85 a
C	76 a b
A	72 b c
D	62 c

Médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente pelo teste de Waller-Duncan a 5%.

2.11. MÉTODO DE ANÁLISE DE AGRUPAMENTO ("CLUSTER ANALYSIS")  
 OU MÉTODO DE SCOTT E KNOTT PARA AGRUPAMENTO DE MÉDIAS  
 SCOTT E KNOTT (1974) [BIOMETRICS]

1- ANÁLISE DE AGRUPAMENTO "CLUSTER ANALYSIS"

UNIDADES AMOSTRAIS	VARIÁVEIS			
	1	2	. . .	p
1	$X_{11}$	$X_{12}$		$X_{1p}$
2	$X_{21}$	$X_{22}$		$X_{2p}$
⋮	⋮	⋮		⋮
n	$X_{n1}$	$X_{n2}$		$X_{np}$

\* OBJETIVO: Reunir as unidades amostrais em um número de grupos de tal forma que exista homogeneidade dentro e heterogeneidade entre os grupos.

\* MEDIDA DE PROXIMIDADE

\* MÉTODO DE AGRUPAMENTO

2. MEDIDAS DE PROXIMIDADE

- SIMILARIDADE: semelhança; medida de correlação

- DISSIMILARIDADE: dessemelhança; medida de distância

2.1. MEDIDAS DE DISSIMILARIDADE

(1) DISTÂNCIA EUCLIDIANA

Entre os indivíduos (unidades amostrais)  $i$  e  $i'$  é dada por

$$d_{ii'} = \left[ \sum_{j=1}^p \left\{ X_{ij} - X_{i'j} \right\}^2 \right]^{1/2}$$

(2) DISTÂNCIA EUCLIDIANA MÉDIA

$$\Delta_{ii'} = \frac{1}{\sqrt{p}} d_{ii'}$$

(3) DISTÂNCIA GENERALIZADA DE MAHALANOBIS

Entre as unidades amostrais  $i$  e  $i'$  é dada por

$$D_{i,i'}^2 = \left[ \bar{x}_i - \bar{x}_{i'} \right]' S^{-1} \left[ \bar{x}_i - \bar{x}_{i'} \right],$$

onde S é a matriz de dispersão amostral comum a todas as unidades amostrais,  $\bar{x}_i, \bar{x}_{i'}$  são os vetores p dimensionais de médias da unidade i, i', com i, i' = 1, 2, ..., n (i ≠ i').

## 2.2 MEDIDAS DE SIMILARIDADE

-Coeficiente de correlação Momento-Produto de Pearson

Para os indivíduos (unidades amostrais) i e i' é dado por

$$r_{i,i'} = \frac{\sum_j x_{i,j} x_{i',j} - \frac{1}{p} \left( \sum_j x_{i,j} \right) \left( \sum_j x_{i',j} \right)}{\sqrt{\left[ \sum_j x_{i,j}^2 - \frac{1}{p} \left( \sum_j x_{i,j} \right)^2 \right] \left[ \sum_j x_{i',j}^2 - \frac{1}{p} \left( \sum_j x_{i',j} \right)^2 \right]}}$$

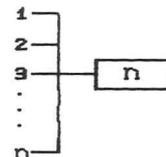
## 3) TÉCNICAS DE AGRUPAMENTO

(1) MÉTODOS HIERARQUICOS: Os indivíduos são reunidos em grupos e o processo repete-se em diferentes níveis até formar uma árvore.

(2) MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO: Os grupos são formados pela otimização de um critério de agrupamento. Os grupos são mutuamente exclusivos, formando uma partição do conjunto de entidades.

### 3.1 - TÉCNICAS HIERARQUICAS DE AGRUPAMENTO

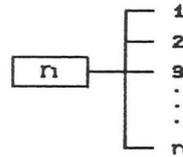
(1) MÉTODOS AGLOMERATIVOS: Produzem uma série de fusões sucessivas das n entidades, terminando o processo no estágio onde todas as entidades estão num único grupo.



(a) Método do vizinho mais próximo ou método do encadeamento simples;

(b) Método do vizinho mais distante ou método do encadeamento completo.

(2) MÉTODOS DIVISIVOS: Particionam o conjunto de  $n$  entidades sucessivamente até a partição final, formando grupos individuais.  
-Método de Edwards e Cavalli-Sforza (1965).



### 3.2-TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO.

Critérios de agrupamento derivados da identidade:

$$T=H+R$$

- (1) Minimização do traço (R);
- (2) Minimização do  $|R| \Leftrightarrow$  maximização  $|T| / |R|$ ;
- (3) Minimização do traço  $(H R^{-1})$ .

Método de Edwards e Cavalli-Sforza: Calculam-se os quadrados das distâncias euclidianas entre os indivíduos e comparam-se todas as possíveis partições dos indivíduos em dois grupos, de maneira a produzir uma partição que é caracterizada pela menor SQ dentro dos grupos  $\Leftrightarrow$  maior SQ entre grupos.

Processo continua dentro de cada subgrupo, chegando no final a grupos individuais.

EXEMPLO: Consideremos os dados a seguir ordenados de forma crescente e a respectiva matriz de distâncias euclidianas ao quadrado.

Indivíduos	Variável(x)
5	1
1	2
2	7
4	9
3	12

$$d_{ii'}^2 = (X_i - X_{i'})^2$$

$$D=2 \begin{bmatrix} 5 & 1 & 2 & 4 & 3 \\ 0 & 1 & 36 & 64 & 121 \\ & 0 & 25 & 49 & 100 \\ & & 0 & 4 & 25 \\ & & & 0 & 9 \\ 3 & \text{(sim.)} & & & 0 \end{bmatrix}$$

Aplicando-se o método obteremos:

Nº de grupos	Partição	SQ entre	SQ dentro
1	1 2 3 4 5	0,0 (0%)	86,8(100%) = (1+36+...+9)/5
2	1 5/2 3 4	73,6 (85%)	13,2 (15%) = 1/2+(4+25+9)/3
3	1 5/2 4/3	84,3 (97%)	2,5 (3%) = 1/2+4/2
4	1 5/2/4/3	86,3 (99%)	0,5 (1%)
5	1/2/3/4/5	86,8(100%)	0,0 (0%)

k-1 caminhos ;	k=5	5/1 2 4 3	SQD=53
com valores	k-1=4	5 1/2 4 3	SQD=13,2
ordenados	caminhos	5 1 2/4 3	SQD=25,2
		5 1 2 4/3	SQD=44,75

#### MÉTODO DE SCOTT E KNOTT (1974)

Utilizam o método divisivo de Edwards e Cavalli-Sforza (1965) como técnica de agrupamento das médias de tratamentos e para verificar se os grupos formados em determinada partição são significativamente diferentes definem a estatística

$$\lambda = \frac{\Pi}{2(\Pi - 2)} \frac{\beta_o}{\hat{\sigma}_o^2}$$

onde  $\beta_o = \text{SQ entre grupos máximo} = \text{BSS máximo}$

$$\hat{\sigma}_o^2 = \left[ \sum_1^k \left( \bar{y}_i - \bar{y} \right)^2 + v \sigma_y^2 \right] / k + v$$

sendo  $k$  o nº de médias

$\sigma_y^2$  a variância comum às médias de tratamentos  $\left[ \sigma_y^2 = \text{QME}/r \right]$

$v$  seu GL associado

$\lambda$  tem distribuição aproximada de  $\chi^2$  com  $v_o$  GL

onde 
$$v_o = \frac{k}{\Pi - 2}$$

Exemplo: Variedades de cana-de-açúcar

Variedades	Médias (t/ha)
B	85
C	76
A	72
D	62
média	73,75

C. Variação	GL	QM
var	3	
erro	20	100,9
t=4	r=6	
$\sigma^2_{\bar{y}} = \frac{QME}{r} = \frac{100,9}{6} = 16,82$		

matriz de distâncias Euclidianas ao quadrado

$$d_{ii'} = (X_i - X_{i'})^2$$

B	$\begin{bmatrix} 0 & 81 & 169 & 529 \\ & 0 & 16 & 196 \\ & & 0 & 100 \\ & & & 0 \end{bmatrix}$
C	
A	
D	

Partição	SQDentro (SQD)	SQEntre (SQE)
B C A D	272,75	0
B C A/D	88,7	184,05
B/C A/D	8	264,75
B/C/A/D	0	272,75

$$(81 + 169 + \dots + 100) / 4 = 272,75$$

1ª Partição:

$$B/CAD \quad SQD = (16 + 196 + 100) / 3 = 104$$

$$BC/AD \quad SQD = 81 / 2 + 100 / 2 = 40,5 + 50 = 90,5$$

$$BC/AD \quad SQD = (81 + 169 + 16) / 3 = 88,7 \quad \leftarrow \text{mínimo}$$

$$\therefore SQE \text{ máximo} = BSS \text{ máximo} = 272,75 - 88,7 = 184,05$$

$$\lambda = \frac{\pi}{2(\pi-2)} \frac{BSS}{\hat{\sigma}^2} = \frac{3,1416}{2(3,1416-2)} \frac{184,05}{25,38} = 9,98$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[ \sum_1^k \left( y_i - \bar{y} \right)^2 + \nu s^2_{\bar{y}} \right] / k + \nu \quad \nu = 20 =$$

$$GL = \nu_0 = \frac{k}{\pi - 2} = \frac{4}{3,1416-2} = 3,5 \approx 3$$

$$\chi^2_{0,05(3)} = 7,81$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[ \underbrace{(85-73,75)^2 + \dots + (62-73,75)^2}_{272,75} (20) + (16,82) \right] / 4+20 = 25,38$$

k = nº de médias na partição = 4

2ª Partição:

B/C A    SQD = 16 / 2 = 8 ← mínimo → SQE máximo = BSS máximo = 88,7 - 8 = 80,7

B C/A    SQD = 81 / 2 = 40,5

$$\lambda = \frac{3,1416}{2(3,1416-2)} \frac{80,7}{18,48} = 6,01$$

$$GL = \nu_o = \frac{k}{\pi - 2} = \frac{3}{3,1416-2} = 2,65 \approx 2$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[ 88,7 + 20(16,82) \right] / 3 + 20 = 18,48$$

$$\chi^2_{.05(2)} = 5,99$$

3ª Partição:

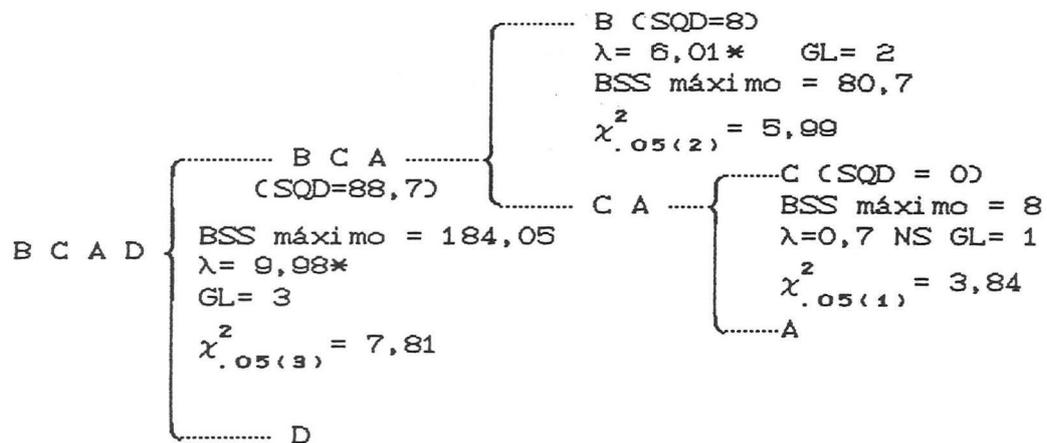
C/A    SQD = 0 ← mínimo → SQE máximo = BSS máximo = 8

$$\lambda = \frac{3,1416}{2(3,1416-2)} \frac{8}{15,65} = 0,70$$

$$GL = \nu_o = \frac{k}{\pi - 2} = \frac{2}{3,1416-2} = 1,75 \approx 1$$

$$\hat{\sigma}^2 = \left[ 8 + 20(16,82) \right] / 2 + 20 = 15,65$$

$$\chi^2_{.05(1)} = 3,84$$



B
C A
D

Var	TUKEY	N-K	Duncan DMS DMSK
B	a		a
C	a b		a b
A	a b		b c
D	b		c

## 2.12 CONTRASTES ORTOGONAIS

(Comparações de médias de tratamentos por G.L. individuais na análise de variância)

Uma função linear de médias de tratamentos do tipo

$$C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i = c_1 \mu_1 + c_2 \mu_2 + \dots + c_t \mu_t \text{ é dita contraste ou}$$

comparação se  $\sum_{i=1}^t c_i = 0$

$$\text{Os contrastes } C = \sum_{i=1}^t c_i \mu_i \text{ e } B = \sum_{i=1}^t b_i \mu_i$$

$$\text{São ortogonais se } \sum_{i=1}^t b_i c_i = 0 \left[ \begin{array}{l} \text{para igual número de} \\ \text{repetições por trata-} \\ \text{mentos} \end{array} \right]$$

$$\text{se } \sum_{i=1}^t \frac{b_i c_i}{r_i} = 0 \left[ \begin{array}{l} \text{para diferente núme-} \\ \text{ro de repetições por} \\ \text{tratamento} \end{array} \right]$$

Exemplos

$$\left. \begin{array}{l} (1) C_1 = \mu_1 - \mu_2 \\ (2) C_2 = \mu_1 - \mu_3 \\ (3) C_3 = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} - \mu_3 = \mu_1 + \mu_2 - 2\mu_3 \end{array} \right\} \text{são contrastes}$$

$$(4) C_4 = \mu_1 + \mu_2 - \mu_3 \quad \left. \right\} \text{não é contraste}$$

$$C_1 \text{ e } C_2 \text{ não são ortogonais: } (1)(1) + (-1)(0) + (0)(-1) = 1 \neq 0$$

$$C_1 \text{ e } C_3 \text{ são ortogonais: } (1)(1) + (-1)(1) + (0)(-2) = 0$$

$$C_2 \text{ e } C_3 \text{ não são ortogonais: } (1)(1) + (0)(1) + (-1)(-2) = 3 \neq 0$$

Causas de Variação		GL
tratamentos		t-1
contrastes ortogonais	C <sub>1</sub>	1
	C <sub>2</sub>	1
	:	:
	:	:
	C <sub>t-1</sub>	1
Erro experimental		t(r-1)
Total		rt-1

A técnica consiste em decompor a SQ de tratamentos em tantas partes (contrastes) quantos forem os GL de tratamentos , sendo estes contrastes ortogonais entre si e tendo 1 GL .

Para cada contraste calcula-se a SQ dada por

$$SQ_{Cj} = \frac{\left( \sum_{i=1}^t c_{ji} y_{i.} \right)^2}{r \sum_{i=1}^t c_{ji}^2}$$

Onde  $y_{i.}$  = total do tratamento i

r = número de repetições

$\sum_{i=1}^t c_{ji}^2$  = soma dos quadrados dos coeficientes dos contrastes

j = 1 , 2 , ... , t-1 (numero de contrastes)

Testa-se cada contraste pela estatística F obtendo-se

$$F = \frac{QMC_j}{QME} \quad \text{onde } QMC_j = SQ_{Cj}$$

Se os contrastes forem ortogonais :

$$SQ_{C1} + SQ_{C2} + \dots + SQ_{C_{t-1}} = SQ_T$$

Se os contrastes não forem ortogonais :

$$SQ_{C1} + SQ_{C2} + \dots + SQ_{C_{t-1}} \neq SQ_T$$

Como se trabalha com um GL no numerador , está se testando um grupo contra outro levando-nos a uma conclusão específica .

Não apresenta os inconvenientes dos testes de comparações múltiplas de médias .

Exemplo 1 :

		Variedades da cana-de-açúcar		
		Variedades	médias , t/ha	totais , t/ha
origem genética <sup>2</sup>	origem genética	A } novas	72	432
		B }	85	510
		C }	76	456
padrão ou testemunha ou controle		D	62	372
			t=4	r=6

Análise de Variância :

Causas da variação	GL	SQ	QM
Variedades	3	1636	
erro experimental	20	2018	100,9
			3 GL $\Rightarrow$ 3 contrastes ortogonais

Contrastes :

$$C_1 : D \text{ versus } (A+B+C) \Leftrightarrow [\text{testemunha vs resto}] \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow \left[ \begin{array}{cc} \text{novas} & \text{variedade} \\ \text{variedades} & \text{padrão} \end{array} \right] \text{ vs}$$

$$C_2 : B \text{ versus } (A+C) \Leftrightarrow [\text{origem genética2 vs origem genética1}]$$

$$C_3 : A \text{ versus } C \Leftrightarrow [\text{entre variedades de origem genética1}]$$

↓

$$C_1 = \mu_A + \mu_B + \mu_C - 3\mu_D$$

$$C_2 = \mu_A + \mu_C - 2\mu_B$$

$$C_3 = \mu_A - \mu_C$$

$C_1, C_2, C_3$  ortogonais

Variedades	Totais (y <sub>i.</sub> )	coeficientes dos contrastes			c <sub>1i</sub> y <sub>i.</sub>	c <sub>2i</sub> y <sub>i.</sub>	c <sub>3i</sub> y <sub>i.</sub>
		c <sub>1i</sub>	c <sub>2i</sub>	c <sub>3i</sub>			
A	432	1	1	1	432	432	432
B	510	1	-2	0	510	-1020	0
C	456	1	1	-1	456	456	-456
D	372	-3	0	0	-1116	0	0
Total	1770	0	0	0	282	-132	-24

$$SQC_1 = \frac{(282)^2}{(6)(12)} = 1104$$

$$SQC_3 = \frac{(-24)^2}{(6)(2)} = 48$$

$$SQC_2 = \frac{(-132)^2}{(6)(6)} = 484$$

$$SQC_1 + SQC_2 + SQC_3 = 1104 + 484 + 48 = 1636 = SQT$$

#### Análise de Variância

Causas de Variação	GL	SQ	QM	F	
Variedades	3	1636			
C1	1	1404	1104	10,94**	Ho: C <sub>1</sub> =0
C2	1	484	484	4,80*	Ho: C <sub>2</sub> =0
C3	1	48	48	0,48	Ho: C <sub>3</sub> =0
Erro experimental	20	2018	100,9		

$$F_{.01}(1,20) = 8,10$$

$$F_{.05}(1,20) = 4,35$$

#### Conclusões :

- Novas variedades (em média) superiores à variedade padrão
- A variedade de origem genética 2 (variedade B) é superior as variedades de origem genética 1 (variedades A e C) .
- Não se evidenciam diferenças entre as variedades de origem genética 1 .

→ Utilizar a variedade B (melhor variedade)

OUTRA FORMA DE OBTENÇÃO DAS SOMAS DE QUADRADOS DOS CONTRASTES

$$C_1 : \frac{ABC}{18} \text{ vs } \frac{D}{6} :$$

$$\begin{aligned} SQC_1 &= \frac{(y_A + y_B + y_C)^2}{18} + \frac{y_D^2}{6} - \frac{(y_A + y_B + y_C + y_D)^2}{24} \\ &= \frac{(432+510+456)^2}{18} + \frac{372^2}{6} - \frac{(1770)^2}{24} = 1107 \end{aligned}$$

$$C_2 : \frac{AC}{12} \text{ vs } \frac{B}{6} :$$

$$\begin{aligned} SQC_2 &= \frac{(y_A + y_C)^2}{12} + \frac{y_B^2}{6} - \frac{(y_A + y_B + y_C)^2}{18} \\ &= \frac{(432+456)^2}{12} + \frac{510^2}{6} - \frac{(432+510+456)^2}{18} = 484 \end{aligned}$$

$$C_3 : \frac{A}{6} \text{ vs } \frac{C}{6} :$$

$$\begin{aligned} SQC_3 &= \frac{y_A^2}{6} + \frac{y_C^2}{6} - \frac{(y_A + y_C)^2}{12} \\ &= \frac{432^2 + 456^2}{6} - \frac{(432+456)^2}{12} = 48 \end{aligned}$$

TESTES DE CONTRASTES UTILIZANDO-SE A ESTATÍSTICA t

$$H_0 : C_j = 0 \text{ vs } H_a : C_j \neq 0$$

$$\frac{\hat{C}_j - C_j}{\sqrt{\hat{V}(\hat{C}_j)}} \underset{H_0}{\overset{\text{sob}}{\sim}} t = \frac{\hat{C}_j}{\sqrt{\hat{V}(\hat{C}_j)}}$$

$$\widehat{V}(\widehat{C}_j) = \frac{QME}{r} (G_{j1}^2 + \dots + G_{jt}^2) = \frac{QME}{r} \left( \sum_{i=1}^t c_{ji}^2 \right)$$

[ para igual número de re-  
petições por tratamento ]

$$\widehat{V}(\widehat{C}_j) = QME \left( \frac{c_{j1}^2}{r_1} + \dots + \frac{c_{jt}^2}{r_t} \right) = QME \left( \sum_{i=1}^t \frac{c_{ji}^2}{r_i} \right)$$

[ para diferente número de  
repetições por tratamento ]

(1)  $H_0 : C_1 = 0$  vs  $H_a : C_1 \neq 0$

$$C_1 = \mu_A + \mu_B + \mu_C - 3\mu_D \quad r = 6$$

$$\widehat{C}_1 = \bar{y}_A + \bar{y}_B + \bar{y}_C - 3\bar{y}_D = (72+83+76) - 3(68) = 47$$

$$\widehat{V}(\widehat{C}_1) = \frac{QME}{6} [1^2 + 1^2 + 1^2 + (-3)^2] = \frac{QME}{6} (12) = 2QME$$

$$= (2)(100,9) = 201,8$$

$$t_{.01}(20) = 2,845$$

$$t = \frac{\widehat{C}_1}{\sqrt{\widehat{V}(\widehat{C}_1)}} = \frac{47}{\sqrt{201,8}} = 3,31 **$$

GLE=20

└ rejeita-se  $H_0$

$$t^2 = (3,31)^2 = 10,94 = F$$

(2)  $H_0 : C_2 = 0$  vs  $H_a : C_2 \neq 0$

$$C_2 = \mu_A + \mu_C - 2\mu_B$$

$$\widehat{C}_2 = \bar{y}_A + \bar{y}_C - 2\bar{y}_B = (72+76) - 2(85) = -22$$

$$\widehat{V}(\widehat{C}_2) = \frac{QME}{6} [1^2 + 1^2 + (-2)^2] = \frac{QME}{6} (6) = QME = 100,9$$

$$t = \frac{\hat{C}_2}{\sqrt{\hat{V}(\hat{C}_2)}} = \frac{-22}{\sqrt{100,9}} = -2,19 * \quad t.05(20)=2,086$$

└ rejeita-se  $H_0$

$$t^2 = (-2,19)^2 = 4,80 = F$$

(3)  $H_0 : C_3 = 0$  vs  $H_a : C_3 \neq 0$

$$C_3 = \mu_A - \mu_C$$

$$\hat{C}_3 = \bar{y}_A - \bar{y}_C = 72 - 76 = -4$$

$$\hat{V}(\hat{C}_3) = \frac{QME}{6} [1^2 + (-1)^2] = \frac{2QME}{6} = \frac{2(100,9)}{6} = 33,63$$

$$t = \frac{\hat{C}_3}{\sqrt{\hat{V}(\hat{C}_3)}} = \frac{-4}{\sqrt{33,63}} = -0,69 \text{ NS} \quad t.05(20)=2,086$$

└ Aceita-se  $H_0$

$$t^2 = (0,69)^2 = 0,48 = F$$

Exemplo 2:

Num experimento , realizado em DCC com quatro repetições por tratamento , para estudar o efeito de aplicações de enxofre (S) para reduzir a incidência da "Sarna Comum" em batatinha , obtiveram-se os seguintes resultados , expressos em termos de "índice de infecção de sarna" , nos cinco seguintes tratamentos :

Enxofre (S)	testemunha				
	Sem	Com S <sub>1</sub>		Com S <sub>2</sub>	
Época de aplicações		outono	primavera	outono	primavera
Totais dos tratamentos	100	64	80	40	68

S<sub>1</sub> = dose simples de S

S<sub>2</sub> = dose dupla de S

SQE = 158,2

CONTRASTES :



C<sub>1</sub>: Efeito de Enxofre [ sem S vs com S ]

C<sub>2</sub>: Efeito de dose de S [ S<sub>1</sub> vs S<sub>2</sub> ]

C<sub>3</sub>: Efeito de época para S<sub>1</sub> [ outono vs primavera para S<sub>1</sub> ]

C<sub>4</sub>: Efeito de época para S<sub>2</sub> [ outono vs primavera para S<sub>2</sub> ]

SOMA DOS QUADRADOS DOS CONTRASTES

Tratamentos	totais de tratamentos (y <sub>i.</sub> )	coeficiente dos contrastes				c <sub>1i</sub> y <sub>i.</sub>	c <sub>2i</sub> y <sub>i.</sub>	c <sub>3i</sub> y <sub>i.</sub>	c <sub>4i</sub> y <sub>i.</sub>
		c <sub>1i</sub>	c <sub>2i</sub>	c <sub>3i</sub>	c <sub>4i</sub>				
Testemunha	100	4	0	0	0	400	0	0	0
S <sub>1</sub> no outono	64	-1	1	1	0	-64	64	64	0
S <sub>1</sub> na primavera	80	-1	1	-2	0	-80	80	-80	0
S <sub>2</sub> no outono	40	-1	-1	0	1	-40	-40	0	40
S <sub>2</sub> na primavera	68	-1	-1	0	-1	-68	-68	0	-68
Total	352	0	0	0	0	148	36	-16	-28

$$SQC_j = \frac{\left( \sum_{i=1}^t c_{ji} y_{i.} \right)^2}{r \sum_{i=1}^t c_{ji}^2} \quad \begin{array}{l} t=5 \\ r=4 \end{array}$$

$$SQC_1 = \frac{(148)^2}{(4)(20)} = 273,8$$

$$SQC_2 = \frac{(36)^2}{(4)(4)} = 81$$

$$SQC_3 = \frac{(-16)^2}{(4)(2)} = 32$$

$$SQC_4 = \frac{(-28)^2}{(4)(2)} = 98$$

---


$$484,8 = SQ_{\text{tratamentos}}$$

Análise de Variância

C. Variação	GL	SQ	QM	F	
Tratamentos	4	484,8	121,2	11,49 *	
C <sub>1</sub>	1	273,8	} 484,8	25,95 *	
C <sub>2</sub>	1	81		81	7,68 *
C <sub>3</sub>	1	32		32	3,03 NS
C <sub>4</sub>	1	98		98	9,29 *
Erro experimental	15	158,92	10,55		
Total	19				

$$F_{.05(1,15)} = 4,54$$

- Efeito de S / com S  $\Rightarrow$  menor incidência de sarna
- Efeito de dose / S<sub>2</sub>  $\Rightarrow$  menor incidência de sarna
- Não se evidencia efeito de época / S<sub>1</sub>
- Efeito de época / S<sub>2</sub> ; outono menor incidência que na primavera

$\rightarrow$  Aplicar dose dupla de S (S<sub>2</sub>) no outono

### Considerações

(1) Sempre que possível usar essa técnica em substituição aos testes de comparações múltiplas , não apresentando a técnica de contrastes ortogonais inconvenientes quanto a taxa de erro , pois consiste simplesmente na decomposição (partição) da SQtratamentos .

(2) Escolher sempre contrastes lógicos que devem ser estabelecidos ao planejar o experimento , ou no mínimo antes de se examinar os dados , evitando com isso a introdução de vicio no teste .

(3) Procurar sempre estabelecer contrastes que sejam ortogonais

(4) Em casos de contrastes não-ortogonais , usar preferencialmente , se pelo menos um contraste incluir mais do que duas médias , o teste de Scheffé .

Exemplo 3 : Experimento inteiramente casualizado com diferente número de repetições por tratamento .

Exemplo das variedades de cana-de-açúcar

variedades					
	A	B	C	D	
	54	78	75	55	
	x	x	x	x	
	x	x	x	x	
	77	x	x	x	
		85	x	x	
			76	68	
$r_i$	4	5	6	6	21
$y_{i.}$	281	433	456	372	1542
$\bar{y}_{i.}$	70,25	86,60	76	62	73,43
variância dentro					
	30,92	56,3	97,6	67,6	67,3

$$QME = \frac{(4-1)30,92 + (5-1)56,3 + (6-1)(97,6+67,6)}{3+4+5+6}$$

17 = GLE

C. Variação	GL	SQ	QM	F
Variedades	3	1731	577	8,58
Erro exp.	17	1144	67,3	
Total	20	2875		

$$n m s = P > F = 0,001376$$

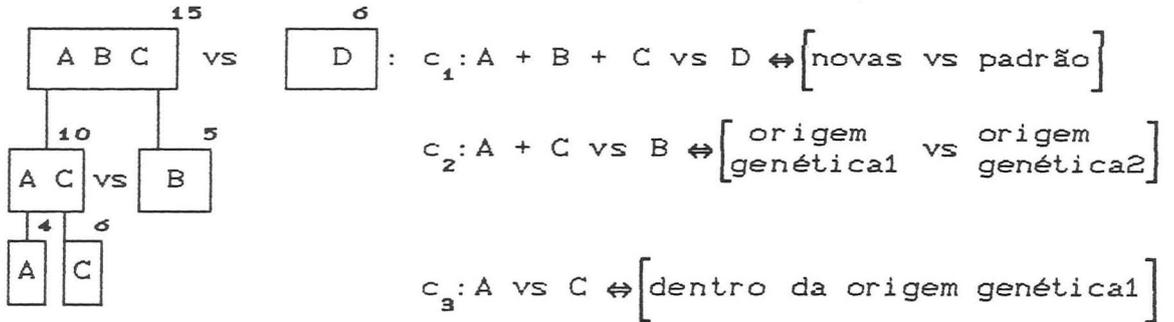
$$SQ_{total} = 64^2 + \dots + 68^2 - (1542)^2 / 21$$

$$SQT = \frac{281^2}{4} + \frac{431^2}{5} + \frac{456^2 + 372^2}{6} - \frac{(1542)^2}{21}$$

$$SQE = SQ_{total} - SQT$$

$$1144 = SQE$$

CONTRASTE :



Forma simplificada para cálculo das SQ dos Contrastes

$$SQc_1 = \frac{(y_A + y_B + y_C)^2}{15} + y_D^2 - \frac{(y_A + y_B + y_C + y_D)^2}{21}$$

$$= \frac{1170^2}{15} + \frac{372^2}{6} - \frac{1542^2}{21} = 1097$$

$$SQc_2 = \frac{(y_A + y_C)^2}{10} + \frac{y_B^2}{5} - \frac{(y_A + y_B + y_C)^2}{15}$$

$$= \frac{(737)^2}{10} + \frac{433^2}{5} - \frac{1170^2}{15} = 554,7$$

$$SQc_3 = \frac{y_A^2}{4} + \frac{y_C^2}{6} - \frac{(y_A + y_C)^2}{10} = \frac{281^2}{4} + \frac{456^2}{6} - \frac{737^2}{10} = 79,3$$

---


$$SQc_1 + SQc_2 + SQc_3 = 1097 + 554,7 + 79,3 = 1731 = SQT$$

Cálculo das SQ dos contrastes usando os coeficientes

$$c_1 = 6(4\mu_A + 5\mu_B + 6\mu_C) - 15(6\mu_D)$$

$$= 4\mu_A + 5\mu_B + 6\mu_C - 15\mu_D$$

$$c_2 = 5(4\mu_A + 6\mu_C) - 10(5\mu_B)$$

$$= 4\mu_A + 6\mu_C - 10\mu_B$$

$$c_3 = 6(4\mu_A) - 4(6\mu_C) = \mu_A - \mu_C$$

Verificação de Ortogonalidade :  $\sum \frac{b_{ji} c_{ji}}{r_i} = 0$

Expressão para cálculo da SQ :

$$SQc_j = \frac{\left( \sum_{i=1}^t c_{ji} \bar{y}_{i.} \right)^2}{\sum_{i=1}^t \frac{c_{ji}^2}{r_i}}$$

variedades	$r_i$	$\bar{y}_{i.}$	$c_{1i}$	$c_{2i}$	$c_{3i}$	$c_{1i} \bar{y}_{i.}$	$c_{2i} \bar{y}_{i.}$	$c_{3i} \bar{y}_{i.}$
A	4	70,25	4	4	1	281	281	70,25
B	5	86,60	5	-10	0	433	-866	0
C	6	76	6	6	-1	456	456	-76
D	6	62	-15	0	0	-930	0	0
Total	21	-	0	0	0	240	-129	-5,75

$$SQc_1 = \frac{(240)^2}{\frac{4^2}{4} + \frac{5^2}{5} + \frac{6^2}{6} + \frac{(-15)^2}{6}} = 1097$$

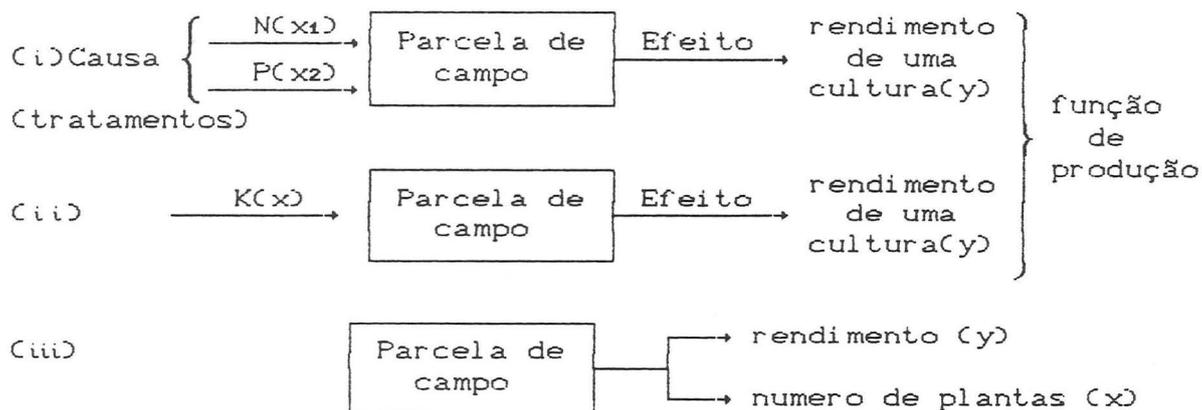
$$SQc_2 = \frac{(-129)^2}{\frac{4^2}{4} + \frac{(-10)^2}{5} + \frac{6^2}{6}} = 554,7$$

$$SQc_3 = \frac{(-5,75)^2}{\frac{1^2}{4} + \frac{(-1)^2}{6}} = 79,3$$

1731 = SQT

Contraste	GL	SQ	QM	F	$\hat{c}_j$	erro padrão do contraste		t	decisão
						$\sqrt{\hat{v}(\hat{c}_j)}$			
$c_1$	1	1097	1097	16,23	240	59,44		4,038	*
$c_2$	1	554,7	554,7	8,24	-129	49,93		-2,871	*
$c_3$	1	79,3	79,3	1,18	-5,75	5,30		-1,086	NS

## 2.13. ANÁLISE DE REGRESSÃO



(i)  $y = f(x_1, x_2)$

└───┬───┘  
variáveis independentes

↓  
variável dependente

(ii) e (iii)  $y = f(x)$

· Interessa estabelecer o relacionamento funcional entre os dois tipos de variáveis .

### REGRESSÃO LINEAR SIMPLES

Relação entre  $y$  e  $x$  é dada por uma reta

$$\hat{y} = a + bx$$

└──┬──┘  
coeficiente de regressão linear  
(inclinação da reta)

└──┬──┘  
intercepto da reta

$$b = \frac{\text{covariância}(x, y)}{\text{variância}(x)} = \frac{SP_{xy}}{SQ_x}$$

$SP_{xy}$  = soma dos produtos dos desvios de  $x$  e  $y$

$$SP_{xy} = \sum(x - \bar{x})(y - \bar{y}) = \sum xy - \frac{(\sum x)(\sum y)}{n} \rightarrow \text{numero de pares de valores}$$

$SQ_x$  = soma dos quadrados dos desvios de  $x$

$$SQ_x = \sum(x - \bar{x})^2 = \sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n}$$

$$\text{Covariância } (x, y) = \frac{SP_{xy}}{\underbrace{n-1}_{GL}}$$

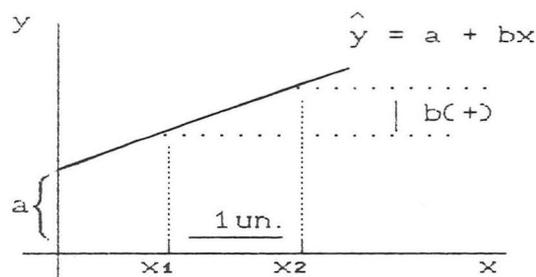


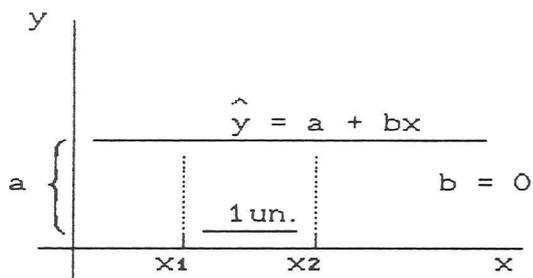
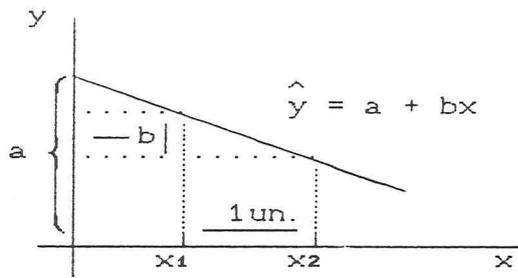
Medida de variação simultânea de  $x$  e  $y$

$$a = \bar{y} - b\bar{x}$$

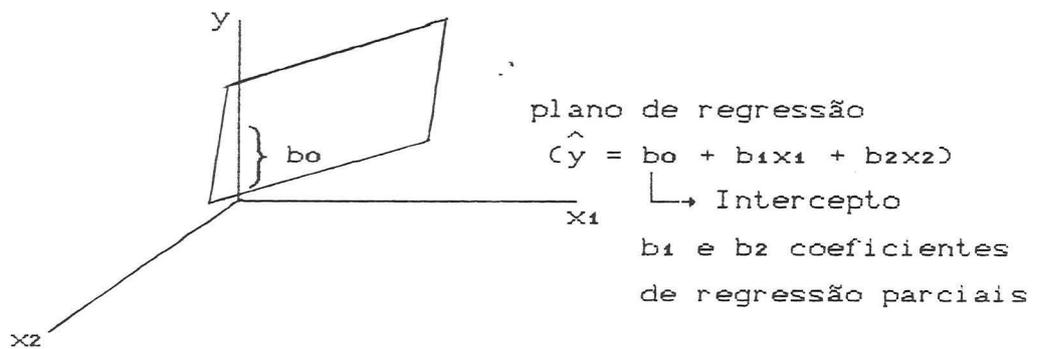
a : Intercepto da reta .Ponto onde a reta corta o eixo dos  $y$ .  
É o valor estimado para  $y$  quando  $x = 0$  .

b : Inclinação da reta .Coefficiente de regressão linear .  
Representa quanto aumenta ou diminui  $y$  quando  $x$  cresce de uma unidade .



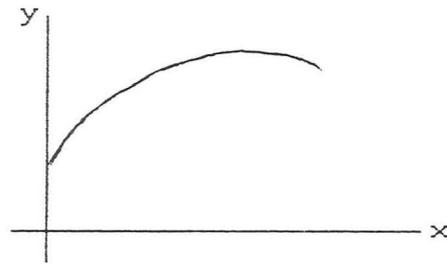


### REGRESSÃO MÚLTIPLA



$b_1$  : Quantidade que afeta  $y$  quando  $x_1$  varia de uma unidade permanecendo constante  $x_2$  .

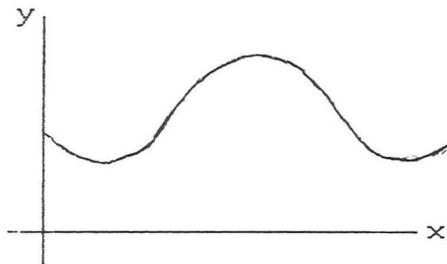
### REGRESSÃO QUADRÁTICA



$$\bar{y} = a + bx + cx^2$$

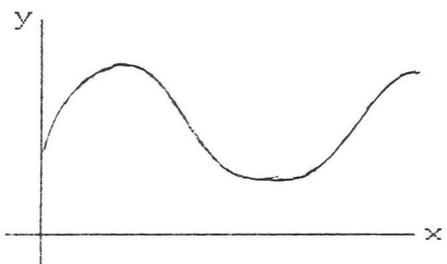
( curva de resposta )

### REGRESSÃO CÚBICA OU DE 3º GRAU



$$\hat{y} = a + bx + cx^2 + dx^3$$

### REGRESSÃO QUARTICA OU DE 4º GRAU



$$\hat{y} = a + bx + cx^2 + dx^3 + ex^4$$

## SUPERFICIE DE RESPOSTA

$$\hat{y} = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 + b_{12}x_1x_2$$

## ANÁLISE DE REGRESSÃO PARA COMPARAÇÃO DE MÉDIAS DE TRATAMENTOS

(Ajuste de regressões curvilineares pela técnica de polinômios ortogonais)

Sempre que os tratamentos representam níveis de um ou mais fatores quantitativos , a técnica mais recomendável (por ser mais informativa e mais eficiente para identificar diferenças entre médias de tratamentos) na decomposição da SQtratamentos é a análise de regressão .

O esquema básico de análise de variância é o do delineamento experimental adotado , somente com a subdivisão da SQtratamentos , em regressão linear , regressão quadrática , ... ;isto é em tantos componentes quantos forem os GL de tratamentos.

A equação de regressão a ser ajustada incluirá todos os componentes até o de mais alto grau significativo , mesmo que no intervalo exista algum componente não significativo .

O procedimento se simplifica quando os níveis de x forem equidistantes , através da utilização de polinômios ortogonais , cujos coeficientes são tabelados .

Exemplo:

Num experimento de adubação potássica de cana-de-açúcar utilizou-se 4 níveis de  $K_2O$

(0 ; 60 ; 120 e 180 Kg/ha) em DCC com 8 repetições por tratamento .

A análise de variância é a seguinte :

Causas de variação	GL	SQ	QM	F
tratamentos	3	638,50	212,83	3,20*
resíduos	28	1860,60	66,45	

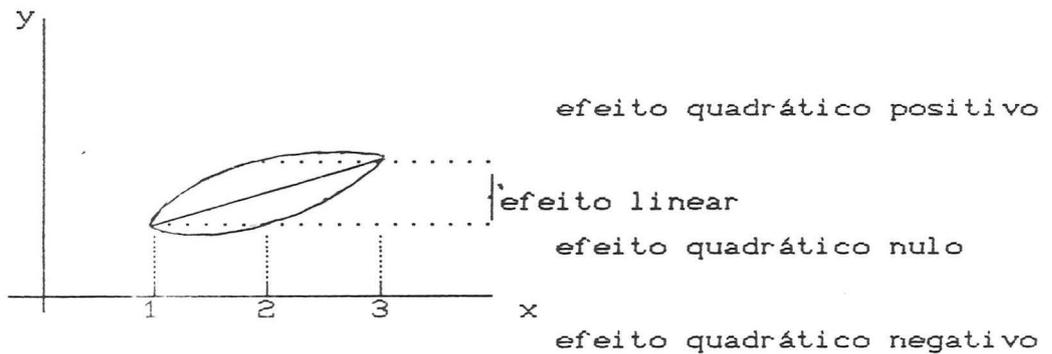
$$CV = 21,2 \%$$

$$F.05(3,28) = 2,96$$

GLtratamentos = 3

- componente linear ( $K'$ ) ou reg. linear + 1GL
- componente quadrático ( $K''$ ) ou reg. quadrática + 1GL
- componente cúbico ( $K'''$ ) ou reg. cúbica + 1GL

Para três níveis a situação seria :



2 GL

- efeito linear : linearidade + 1 GL
- efeito quadrático : curvatura + 1 GL

níveis de x	coeficiente dos componentes	
	linear	quadrático
1	-1	1
2	0	-2
3	1	1

Para o exemplo tem-se

(x) trat.	totais(yi.) de tratamentos	coeficientes (c <sub>ji</sub> )			c <sub>ji</sub> y <sub>i</sub> .		
		1º grau	2º grau	3º grau	1º grau	2º grau	3º grau
0	302	-3	1	-1	-906	302	-302
60	370	-1	-1	+3	-370	-370	1110
120	400	1	-1	-1	400	-400	-1200
180	348	3	1	+1	1044	348	348
total	1420	0	0	0	168	-120	-44
	K	20	4	20			
	M	2	1	10/3			

K : soma dos quadrados dos coeficientes

M : constante para tornar os coeficientes inteiros

$$SQK' = SQ_{\text{regressão}} \text{ 1º grau} = \frac{(168)^2}{8 \times 20} = 176,40$$

$$SQK'' = SQ_{\text{regressão}} \text{ 2º grau} = \frac{(-120)^2}{8 \times 4} = 450,00$$

$$SQK''' = SQ_{\text{regressão}} \text{ 3º grau} = \frac{(-44)^2}{8 \times 20} = 12,10$$

$$SQ_{c_j} = \frac{\left[ \sum_i c_{ji} y_i \right]^2}{r \cdot K}$$

$$K = \sum_i c_{ji}^2$$

C. VARIACÃO	GL	SQ	QM	F
K' (reg. linear)	1	176,40	176,40	2,65
K'' (reg. quadrática)	1	450,00	450,00	6,77*
K''' (reg. cúbica)	1	12,10	12,10	0,18
Tratamentos	(3)	(638,50)		
Resíduo(erro)	28	1860,60	66,45	

$$F.05(1,28) = 4,20$$

A resposta da cana-de-açúcar à adubação potássica é quadrática, indicando que para doses baixas de  $K_2O$  aplicadas ao solo, o rendimento da cana apresenta um acréscimo linear; à medida que doses de  $K_2O$  crescem, o acréscimo vai se tornando menor tendendo a estabilizar nas doses mais altas.

#### COEFICIENTE DE DETERMINAÇÃO

$$\begin{aligned}
 R^2 &= \frac{\text{SQR linear} + \text{SQR quadrática}}{\text{SQ tratamentos}} = \frac{\text{SQK}' + \text{SQK}''}{\text{SQK}} \\
 &= \frac{176,40 + 450}{638,50} \\
 &= 0,98
 \end{aligned}$$

98% da variação no rendimento de cana-de-açúcar devida a aplicação de  $K_2O$  é explicada pela reg. quadrática do rendimento de cana para doses de  $K_2O$  aplicadas ao solo.

#### AJUSTE DA EQUAÇÃO DE REGRESSÃO

$$\hat{y} = \bar{y} + B_1 M_1 P_1 + B_2 M_2 P_2 + \dots$$

└ média geral

$$B_j = \frac{\sum_i c_{ji} y_i}{r K}$$

$B_j$  coeficiente de regressão de grau  $j$

$P_j$  polinômio ortogonal de grau  $j$

No exemplo

$$\hat{y} = \bar{y} + B_1 M_1 P_1 + B_2 M_2 P_2$$

$$\bar{y} = \frac{1420}{32} = 44,375$$

$$M_1 = 2$$

$$M_2 = 1$$

$$B_1 = \frac{168}{8 \times 20} = 1,05$$

$$B_2 = \frac{-120}{8 \times 4} = -3,75$$

$$P_1 = x = \frac{x - \bar{x}}{q} \leftarrow \begin{array}{l} \text{médias dos níveis} \\ \text{← diferença entre os níveis} \end{array}$$

$$P_2 = x^2 - \frac{n^2 - 1}{12} = x^2 - 5/4 \quad ; \quad n = \text{nº de níveis, no exemplo } n = 4$$

$$\hat{y} = 44,375 + 1,05(2)x - 3,75(1)(x^2 - 5/4)$$

substituindo  $x = \frac{x - 90}{60} = \frac{x}{60} - \frac{3}{2}$  obteremos

$$\hat{y} = 37,475 + 0,2225x - 0,001042x^2$$

x	$\bar{y}$	$\hat{y}$	$\bar{y} - \hat{y}$
0	37,75	37,4750	0,2750
60	46,25	47,0738	-0,8238
120	50,00	49,1702	0,8298
180	43,50	43,7642	-0,2642
			0,0168

DOSE ÓTIMA

$$\hat{y} = a + bx + cx^2$$

$$\text{Ponto de máximo : (i) } \frac{d\hat{y}}{dx} = 0 \quad \rightarrow \quad x^* \text{ (ponto crítico)}$$

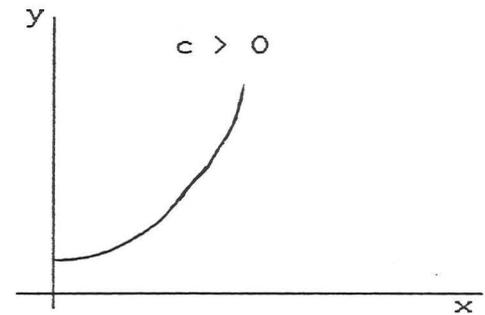
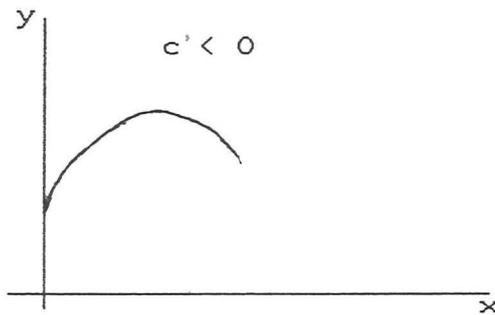
$$\text{(ii) } \frac{d^2\hat{y}}{dx^2} < 0 \quad \rightarrow \quad \text{ponto de máximo}$$
$$> 0 \quad \rightarrow \quad \text{ponto de mínimo}$$

$$\frac{\widehat{dy}}{dx} = b + 2cx = 0 \rightarrow x^* = \frac{-b}{2c}$$

$$\frac{\widehat{dy}^2}{dx^2} = 2c$$

$\therefore c < 0 \rightarrow$  ponto de máximo

$c > 0 \rightarrow$  ponto de mínimo



No exemplo

$$c = -0,001042$$

$$b = 0,2225$$

$$x^* = \frac{-0,2225}{2(-0,001042)} = 106,76 \cong 107$$

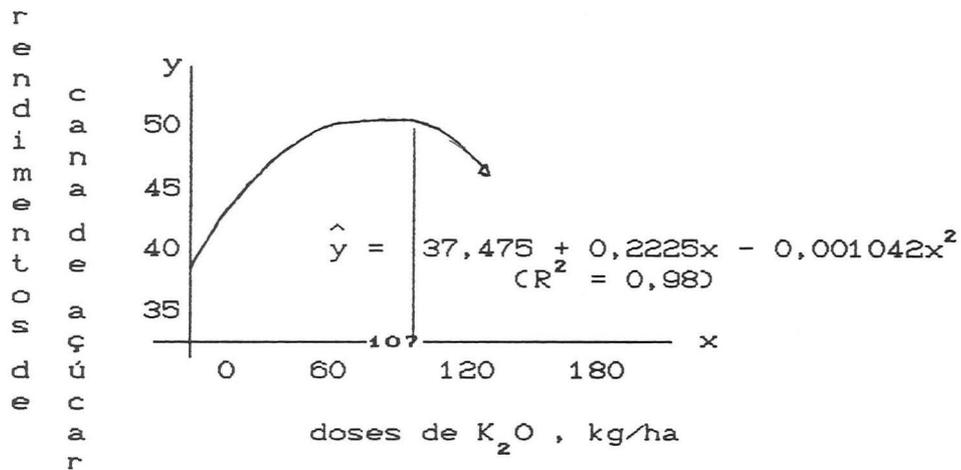
É ponto de máximo pois  $c < 0$

$\therefore$  dose ótima 106,76(107) kg/ha de  $K_2O$  que nos leva a um rendimento máximo.

(melhor tratamento)

- O ponto determinado é o ponto de máxima eficiência técnica

- Poder-se-ia determinar o ponto de máxima eficiência econômica .



para  $x = 107 \Rightarrow \hat{y} = 49,3526$

#### PONTO DE MÁXIMA EFICIÊNCIA ECONÔMICA

Deseja-se tornar máxima a receita líquida

$$L = w \hat{y} - u x - m$$

- └ custos fixos
- └ dose do nutriente
- └ preço unitário do nutriente
- └ estimativa de produção dada pela curva de resposta
- └ preço do produto

Para determinação de máximo , deriva-se e iguala-se a zero :

$$\frac{dL}{dx} = w \hat{y}' - u = 0 \quad ; \text{ como } \begin{cases} \hat{y} = a + bx + cx^2 \\ \hat{y}' = b + 2cx \end{cases}$$

então temos

$$w(b + 2cx) - u = 0 \Rightarrow b + 2cx - \frac{u}{w} = 0 \Rightarrow 2cx = \frac{u}{w} - b$$

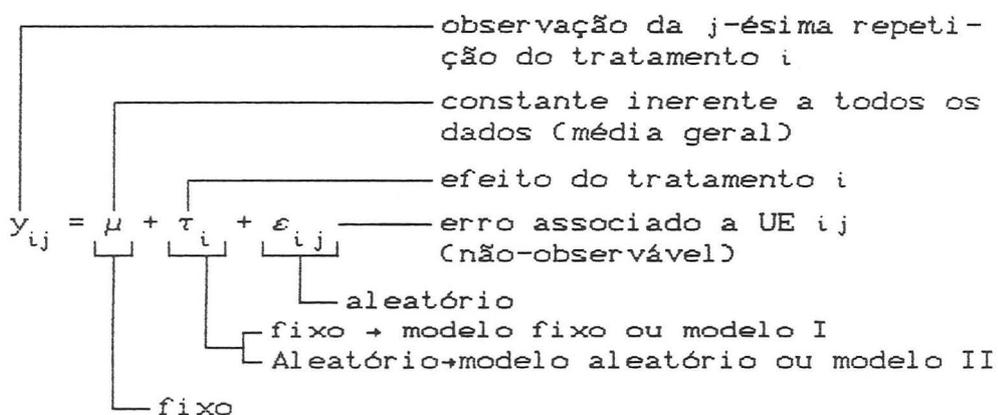
Logo  $x^* = \frac{u/w - b}{2c}$  ,  $x^*$  depende da relação de preços

└ dose de máxima eficiência  
económica

2.14 CONSIDERAÇÕES TEÓRICAS SOBRE A ANÁLISE DE VARIANCA DE EXPERIMENTOS COM UM FATOR FIXO EM DELINEAMENTO COMPLETAMENTE CASUALIZADO .

(1) CARACTERIZAÇÃO

Modelo matemático :



$i = 1, 2, \dots, t$  (índice de tratamento)

$j = 1, 2, \dots, r_i$  (índice de repetição)

$$n = \sum_{i=1}^t r_i = \text{n}^\circ \text{ total de UE} = \text{n}^\circ \text{ total de observações.}$$

FATOR FIXO : Escolha deliberada dos níveis do fator , isto é dos tratamentos , a serem incluídos no experimento . Conclusões são válidas para os tratamentos utilizados no experimento .

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t$$

$$\downarrow$$

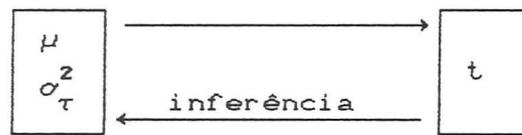
$$H_0 : \tau_i = 0 , \forall i$$

FATOR ALEATÓRIO : Os níveis do fator (tratamentos) são escolhidos de forma aleatória de uma

$H_0 : \sigma_\tau^2 = 0$  população de níveis , constituindo os tratamentos uma amostra aleatória da população de tratamentos . As conclusões são válidas para a população de tratamentos .

população de  
tratamentos

amostra de t  
tratamentos



para a população de tratamentos

$\sigma^2_{\tau}$  é a variação da população de tratamentos da qual os t tratamentos usados no experimento são amostra .

No caso presente tem-se o modelo linear

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} \quad \text{e considera-se } \tau_i \text{ fixo .}$$

Na forma matricial o modelo linear é expresso por

$$\underset{\sim}{y} = \underset{\sim}{x}\underset{\sim}{\theta} + \underset{\sim}{\varepsilon}$$

onde

$\underset{\sim}{y}_{n \times 1}$  é um vetor de realizações de variáveis aleatórias (vetor de observações )

$\underset{\sim}{x}_{n \times t+1}$  é uma matriz conhecida , é a matriz dos coeficientes dos parâmetros do modelo (matriz do delineamento)

$\underset{\sim}{\theta}_{t+1 \times 1}$  é o vetor dos parâmetros do modelo

$\underset{\sim}{\varepsilon}_{n \times 1}$  é um vetor não observável , de erros aleatórios .

(2) PRESSUPOSIÇÕES ASSOCIADAS AO MODELO

$$\begin{array}{l}
 \varepsilon_{ij} \overset{\text{IID}}{\sim} N(0, \sigma^2) \\
 \varepsilon \sim N(\emptyset, I\sigma^2)
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{l}
 \text{IID} = \text{identicamente e independentemente} \\
 \text{distribuidos} \\
 \text{modelo linear de Gauss-Markov normal} \\
 \text{(G.M.N.) ou G.M.N. ordinário} \\
 \text{Se } \varepsilon \sim N(\emptyset, D\sigma^2), \text{ onde } D \text{ matriz dia-} \\
 \text{gonal } \neq I \Rightarrow \text{G.M.N. ponderado} \\
 \text{SE } \varepsilon \sim N(\emptyset, V\sigma^2), V \text{ matriz qualquer } \Rightarrow \\
 \Rightarrow \text{G.M.N. generalizado}
 \end{array} \right]$$

Como  $y_{ij}$  são funções lineares de  $\varepsilon_{ij}$ , das pressuposições sobre os componentes do modelo decorre que :

$$\text{(i) } E(y_{ij}) = \mu + \tau_i = \mu_i \left[ \text{média do tratamento } i \right]$$

$$\Leftrightarrow E(y) = X\theta$$

$$\text{(ii) } V(y_{ij}) = \sigma^2 \Leftrightarrow V(y) = I\sigma^2$$

$$\text{(iii) } y_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma^2) \text{ e independentes } \Leftrightarrow y \sim N(X\theta, I\sigma^2)$$

(3) EXEMPLO

	TRATAMENTOS			
	T1	T2	T3	
i=1,2,3	12	6	5	
	11	7	4	
	10	8	3	
			4	
$y_{i.}$	33	21	16	70= $y_{..}$
$\bar{y}_{i.}$	11	7	4	7= $\bar{y}_{..}$
$\sigma_i^2$	1	1	2/3	
$r_i$	3	3	4	10=n

$$\begin{bmatrix} y_{11} \\ y_{12} \\ y_{13} \\ y_{21} \\ y_{22} \\ y_{23} \\ y_{31} \\ y_{32} \\ y_{33} \\ y_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 12 \\ 11 \\ 10 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 5 \\ 4 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu & \tau_1 & \tau_2 & \tau_3 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu \\ \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{12} \\ \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{21} \\ \varepsilon_{22} \\ \varepsilon_{23} \\ \varepsilon_{31} \\ \varepsilon_{32} \\ \varepsilon_{33} \\ \varepsilon_{34} \end{bmatrix}$$

$\underset{\sim}{y} \qquad \qquad \qquad \underset{\sim}{\theta} \qquad \qquad \qquad \underset{\sim}{\varepsilon}$

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$$

$$y_{11} = \mu + \tau_1 + \varepsilon_{11}$$

$$y_{12} = \mu + \tau_1 + \varepsilon_{12}$$

$$y_{13} = \mu + \tau_1 + \varepsilon_{13}$$

$$y_{21} = \mu + \tau_2 + \varepsilon_{21}$$

⋮

$$y_{23} = \mu + \tau_2 + \varepsilon_{23}$$

$$y_{31} = \mu + \tau_3 + \varepsilon_{31}$$

⋮

$$y_{34} = \mu + \tau_3 + \varepsilon_{34}$$

(4) SISTEMA DE EQUAÇÕES NORMAIS (SEN)

Usa-se o método dos quadrados mínimos

$$\underset{\sim}{y} = \underset{\sim}{x} \underset{\sim}{\theta} + \underset{\sim}{\varepsilon} \Rightarrow \underset{\sim}{\varepsilon} = \underset{\sim}{y} - \underset{\sim}{x} \underset{\sim}{\theta}$$

Obtém-se a função  $z(\theta)$ , onde

$$\begin{aligned} z(\theta) &= \sum_{ij} \varepsilon_{ij}^2 = \|\varepsilon\|^2 = \varepsilon' \varepsilon \\ &= (y - x\theta)'(y - x\theta) \\ &= (y' - \theta'x')(y - x\theta) \\ &= y'y - \underbrace{y'x\theta}_{(1 \times n)(n \times t+1)(t+1 \times n)(n+1)} - \underbrace{\theta'x'y}_{(1 \times t+1)(t+1 \times n)(n+1)} + \theta'x'x\theta \\ &\qquad\qquad\qquad \downarrow \\ &\qquad\qquad\qquad (1 \times n)(n \times t+1)(t+1 \times n)(n+1) \\ &\qquad\qquad\qquad \downarrow \\ &\qquad\qquad\qquad (1 \times n)(n \times t+1)(t+1 \times n)(n+1) \end{aligned}$$

são escalares, sendo 1 o transposto do outro

$$\therefore z(\theta) = y'y - 2\theta'x'y + \theta'x'x\theta$$

Buscando um mínimo para  $z(\theta)$  temos :

$$\begin{aligned} \frac{\partial z}{\partial \theta} &= 0 - 2\theta'x'y + \underbrace{\theta\theta'x'x\theta + \theta'x'x\theta\theta}_{+ 2\theta\theta'x'x\theta} \\ &= 2\theta'(x'x\theta - x'y) \end{aligned}$$

Fazendo-se  $\frac{\partial z}{\partial \theta} = 0$ , obtém-se o SEN

$$x'x\hat{\theta} = x'y$$

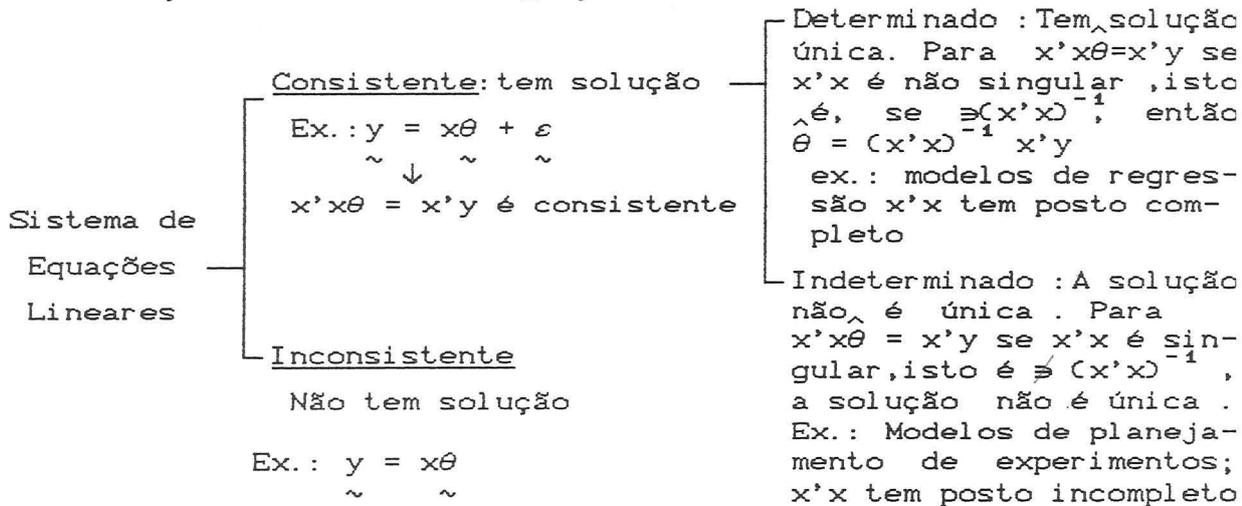
No exemplo

$$\begin{bmatrix} 10 & 3 & 3 & 4 \\ 3 & 3 & 0 & 0 \\ 3 & 0 & 3 & 0 \\ 4 & 0 & 0 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\tau}_1 \\ \hat{\tau}_2 \\ \hat{\tau}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ y_{2.} \\ y_{3.} \end{bmatrix}$$

Genericamente o SEN é dado por

$$\begin{bmatrix} n & r_1 & r_2 & \dots & r_t \\ r_1 & r_1 & 0 & & 0 \\ r_2 & 0 & r_2 & & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_t & 0 & 0 & \dots & r_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\tau}_1 \\ \hat{\tau}_2 \\ \hat{\tau}_3 \\ \vdots \\ \hat{\tau}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ y_{2.} \\ y_{3.} \\ \vdots \\ y_{t.} \end{bmatrix}$$

(5) SOLUÇÃO DO SISTEMA DE EQUAÇÕES NORMAIS



No presente caso  $x'x$  tem posto incompleto, é singular, portanto o SEN  $x'x\hat{\theta} = x'y$  é indeterminado.

A solução do SEN pode ser feita através de vários procedimentos :

- (a) Usando inversas generalizadas
  - (b) Reparametrizando o modelo
  - (c) Usando restrições nas soluções
  - (d) Usando restrições nos parâmetros
- + Condicional
  - + Mínimos quadrados
  - + Moore-Penrose

### Restrições nas soluções

A restrição deve ser uma função paramétrica não-estimável. Geralmente se utiliza a restrição

$$\sum_{i=1}^t r_i \hat{\tau}_i = r_1 \hat{\tau}_1 + r_2 \hat{\tau}_2 + \dots + r_t \hat{\tau}_t = 0$$

Se  $r_1=r_2=\dots=r_t=r \Rightarrow$  A restrição é  $\sum_{i=1}^t \hat{\tau}_i = \hat{\tau}_1 + \hat{\tau}_2 + \dots + \hat{\tau}_t = 0$

### Estimabilidade

(i) Definição : Uma função linear paramétrica  $\lambda'\theta$  é estimável se e só se  $\exists$  ao menos uma combinação linear das observações  $c'y$  tal que  $E\left[ c'y \right] = \lambda'\theta$ .

· No modelo  $y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$

·  $E(y_{ij}) = \mu + \tau_i$  são as funções básicas estimáveis

(1)  $\mu + \tau_1$  é estimável

(2)  $\mu$  não é estimável

(3)  $\tau_1$  não é estimável

(4) O contraste  $\tau_1 - \tau_2$  é estimável pois

$$(\mu + \tau_1) - (\mu + \tau_2) = \tau_1 - \tau_2$$

(5) O contraste  $\tau_1 + \tau_2 - 2\tau_3$  é estimável, pois

$$(\mu + \tau_1) + (\mu + \tau_2) - 2(\mu + \tau_3) = \tau_1 + \tau_2 - 2\tau_3$$

(6) Qualquer contraste de efeitos de tratamentos é estimável

(7) A função paramétrica  $3\tau_1 + 3\tau_2 + \tau_3 = r_1\tau_1 + r_2\tau_2 + r_3\tau_3$

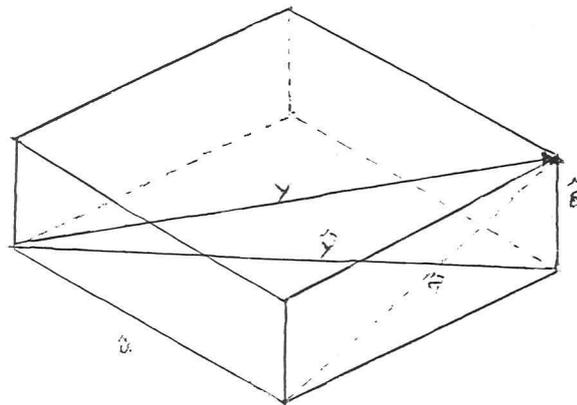
para o exemplo, não é estimável

(ii) Regra prática para verificar estimabilidade : A função linear paramétrica  $\lambda'\theta$  é estimável se  $H'\lambda = \lambda$  ou  $\lambda'H = \lambda'$  onde  $H = (x'x)^{-1}(x'y)$ .

(iii) Teorema de Gauss-Markov : Se  $\lambda'\theta$  é estimável então seu BLUE ("Best Linear Unbiased Estimator") ou MELI ("Melhor Estimador Linear Imparcial") é dado por  $\lambda'\hat{\theta}$  onde  $\hat{\theta}$  é qualquer solução do SEN.

(6) ANÁLISE DE VARIÂNCIA E TESTE SOBRE TRATAMENTOS

Representação Geométrica



$$\begin{aligned} y &= x\theta + \varepsilon \\ \hat{y} &= x\hat{\theta} \\ \hat{\varepsilon} &= y - \hat{y} \\ \hat{\theta} &= \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\tau}_1 \\ \vdots \\ \hat{\tau}_t \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Norma ou comprimento de um vetor

$$\|u\| = \{u'u\}^{1/2} = \left\{ \sum_j u_j^2 \right\}^{1/2} = \sqrt{u_1^2 + \dots + u_n^2}$$

$$\|u\|^2 = u'u = \sum_j u_j^2 = u_1^2 + u_2^2 + \dots + u_n^2$$

Pitágoras

$$\|y\|^2 = \|\hat{y}\|^2 + \|\hat{\varepsilon}\|^2$$

$$y'y = \hat{y}'\hat{y} + \hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon} \quad ; \quad \text{Mas } \hat{y} = x\hat{\theta} \quad \text{e} \quad \hat{\varepsilon} = y - \hat{y} = y - x\hat{\theta}$$

$$y'y = \hat{\theta}'x'y + (y - x\hat{\theta})'(y - x\hat{\theta}) = \hat{\theta}'x'y + (y - x\hat{\theta})'(y - x\hat{\theta})$$

$$\text{SEN} : x'x\hat{\theta} = x'y$$

$$\begin{aligned} (y - x\hat{\theta})'(y - x\hat{\theta}) &= (y' - \hat{\theta}'x')(y - x\hat{\theta}) = y'y - \underbrace{\hat{\theta}'x'y - y'x\hat{\theta}}_{x'y} + \underbrace{\hat{\theta}'x'x\hat{\theta}}_{x'y} \\ &= y'y - 2\hat{\theta}'x'y + \hat{\theta}'x'y \\ &= y'y - \hat{\theta}'x'y \end{aligned}$$

$$\therefore y'y = \hat{\theta}'x'y + (y'y - \hat{\theta}'x'y)$$

$$y'y = \sum_{ij} y_{ij}^2 \quad \left. \vphantom{\sum_{ij} y_{ij}^2} \right\} \text{ soma dos quadrados das observações}$$

$$y'y - \hat{\theta}'x'y \quad \left. \vphantom{y'y - \hat{\theta}'x'y} \right\} \text{ soma de quadrados do erro}$$

$$\left[ \text{SQ devida ao erro de ajustamento pelo modelo escolhido} \right]$$

$$\hat{\theta}'x'y = \begin{bmatrix} \hat{\mu} & \hat{\tau}_1 & \dots & \hat{\tau}_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ \vdots \\ y_{t.} \end{bmatrix} = \hat{\mu}y_{..} + \hat{\tau}_1 y_{1.} + \dots + \hat{\tau}_t y_{t.} \quad \left. \vphantom{\hat{\theta}'x'y} \right\} \text{ soma de quadrados de parâmetros}$$

$$\left[ \text{SQ devida aos parâmetros considerados no modelo} \right]$$

$$\hat{\theta} = (x'x)^{-1} x'y$$

$$y'y = \hat{\theta}'x'y + (y'y - \hat{\theta}'x'y)$$

$$= \underbrace{y'x(x'x)^{-1}x'y}_P + (y'y - y'x(x'x)^{-1}x'y)$$

$$= y'Py + y' \left[ I - x(x'x)^{-1}x' \right] y$$

$$= y'Py + y' \left[ I - P \right] y$$

$P$  } projetor ortogonal de  $y$  no espaço dos parâmetros  
 [ espaço coluna de  $x$  ;  $c(x)$  ]

$$\hat{y} = \hat{x}\hat{\theta} = x(x'x)^{-1} x'y = Py$$

$I - P$  } projetor ortogonal de  $y$  no espaço ortogonal ao  
 espaço dos parâmetros, isto é no espaço do erro  
 [  $c^\perp(x)$  ]

$$\hat{\varepsilon} = y - \hat{y} = y - Py = (I - P)y$$

$$SQ_{\text{parâmetros}} = SQ(\mu, \tau) = \frac{SQ(\mu)}{y'P_1y} + \frac{SQ(\tau / \mu)}{SQ_{\text{tratamentos}}}$$

$$SQ(\mu) = ?$$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu & \tau \\ 1 & \cdot \\ 1 & \cdot \\ \vdots & \cdot \\ 1 & \cdot \end{bmatrix}$$

$$SQ(\mu) = y' P_1 y = y' x_1 (x_1' x_1)^{-1} x_1' y$$

$$= y' \frac{1}{n} x_1 x_1' y$$

$$= \frac{1}{n} (y_{..})^2 = FC \text{ (Fator de Correção)}$$

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$= E(n)$$

$$y' E(n) = \begin{bmatrix} y_{..} & y_{..} & \dots & y_{..} \end{bmatrix}$$

$$SQ_{\text{parâmetros}} = \hat{\theta}' x' y = \begin{bmatrix} 0 & \bar{y}_1 & \bar{y}_2 & \dots & \bar{y}_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ y_{2.} \\ \vdots \\ y_{t.} \end{bmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^t \bar{y}_{i.} y_{i.}$$

$$= \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}}{r_i} y_{i.} = \sum_{i=1}^t \frac{(y_{i.})^2}{r_i}$$

SQ

$$SQ_{\text{Tratamentos}} = SQ_{\text{Parâmetros}} - SQ_{\mu}$$

$$= \sum_{i=1}^t \frac{(y_{i.})^2}{r_i} - FC$$

$$SQ_{\text{Total}} = y'y - SQ(\mu) = \sum_{ij} y_{ij}^2 - FC$$

$$SQ_{\text{Total}} = y'(I - P_1)y = y'y - y'P_1y$$

$$SQ_{\text{Erro}} = SQ_{\text{Total}} - SQ_{\text{Tratamentos}}$$

$$SQ_{\text{Erro}} = y'(I - P)y$$

$$SQ_{\text{Parâmetros}} = y'Py$$

$$SQ_{\text{Tratamentos}} = y'Py - y'P_1y$$

$$= y'(P - P_1)y$$

$$\text{onde } P = x(x'x)^{-1}x'$$

$$P_1 = x_1(x_1'x_1)^{-1}x_1' = \frac{1}{n} x_1x_1' = \frac{1}{n} E(n)$$

O número de GL de uma soma de quadrados é o posto (Característica ou Rank) da matriz núcleo da forma quadrática correspondente

$$GL \left[ \begin{matrix} SQP \end{matrix} \right] = r \left[ \begin{matrix} P \\ x(x'x)^{-1}x' \end{matrix} \right] = t$$

$$GL \left[ \begin{matrix} SQErro \end{matrix} \right] = r \left[ \begin{matrix} I - P \end{matrix} \right] = r(I) - r(P) = n - t$$

$$GL \left[ \begin{matrix} SQTratamentos \end{matrix} \right] = r \left[ \begin{matrix} P - P_1 \end{matrix} \right] = r(P) - r(P_1) = t - 1$$

$$GL \left[ \begin{matrix} SQTotal \end{matrix} \right] = r \left[ \begin{matrix} I - P_1 \end{matrix} \right] = r(I) - r(P_1) = n - 1$$

FORMAS QUADRATICAS

$$\underset{\sim}{Q(x)} = \underset{\sim}{x}' \underset{\sim}{A} \underset{\sim}{x} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{matriz núcleo da forma quadrática} \end{array} \right.$$

Exemplos : (i)  $SQ(\mu) = y' P_1 y = \frac{y_{..}^2}{n}$

(ii)  $SQTratamentos = SQ(\tau / \mu) = y'(P - P_1)y$   
 $= y'Py - y'P_1y$   
 $= \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r_i} - \frac{y_{..}^2}{n}$

$$P = x(x'x)^{-1}x'$$

T1	T2	T3
x	x	x
x	x	x
x	x	x
		x

$$x = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} ;$$



$$y' P y = \begin{bmatrix} y_{11} & \dots & y_{trt} \end{bmatrix} P \begin{bmatrix} y_{11} \\ \vdots \\ y_{trt} \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{y_{1.}}{r_1} & \frac{y_{1.}}{r_1} & \dots & \frac{y_{1.}}{r_1} & \dots & \frac{y_{t.}}{r_t} & \frac{y_{t.}}{r_t} & \dots & \frac{y_{t.}}{r_t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{11} \\ \vdots \\ y_{trt} \end{bmatrix}$$

$$= \frac{y_{1.}}{r_1} \underbrace{(y_{11} + \dots + y_{1rt})}_{y_{1.}} + \dots + \frac{y_{t.}}{r_t} \underbrace{(y_{t.} + \dots + y_{trt})}_{y_{t.}}$$

$$= \frac{y_{1.}^2}{r_1} + \dots + \frac{y_{t.}^2}{r_t} = \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r_i}$$

ou

$$SQP = y' P y = y' x(x'x)^{-1}x' y$$

$$= \begin{bmatrix} y_{..} & y_{1.} & \dots & y_{t.} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/r_1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1/r_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ \vdots \\ y_{t.} \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & \frac{y_{1.}}{r_1} & \dots & \frac{y_{t.}}{r_t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ \vdots \\ y_{t.} \end{bmatrix} = \frac{y_{1.}^2}{r_1} + \dots + \frac{y_{t.}^2}{r_t}$$

## ESPERANÇA DE FORMAS QUADRÁTICAS

Método longo : usando somatórios

$$E(SQT) = E \left[ \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r_i} - \frac{y_{..}^2}{n} \right] = E \left[ \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r_i} \right] - E \left[ \frac{y_{..}^2}{n} \right]$$

Método curto :

$$E(SQT) = E \left[ y' (CP - P_1) y \right] = E \left[ y' P y \right] - E \left[ y' P_1 y \right]$$

### TEOREMA

Seja  $y \sim N \left[ x\theta ; I\sigma^2 \right]$  [vale também sob não-normalidade]

então  $E \left[ y' A y \right] = \sigma^2 \text{Tr}(A) + \theta' x' A x \theta$  onde  $A$  é a matriz núcleo da forma quadrática.

$$E \left[ SQT \right] = E \left[ y' (CP - P_1) y \right] = \sigma^2 \text{Tr}(CP - P_1) + \theta' x' (CP - P_1) x \theta$$

$$\text{Tr}(CP - P_1) = \text{Tr}(CP) - \text{Tr}(P_1) = t - 1$$

$$\theta' x' (CP - P_1) x \theta = \sum_{i=1}^t r_i (\mu_i - \mu)^2 = \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$$

$$y_{ij} = \underbrace{\mu + \tau_i}_{\mu_i} + \varepsilon_{ij} \quad ; \quad \mu_i = \mu + \tau_i \quad ; \quad \tau_i = \mu_i - \mu$$

$$\therefore E \left[ SQT \right] = (t - 1) \sigma^2 + \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$$

$$E \left[ \text{SQE} \right] = E \left[ y' (I - P) y \right] = \text{Tr}(I - P) \sigma^2 + \theta' x' (I - P) x \theta$$

$$\text{Tr}(I - P) = \text{Tr}(I) - \text{Tr}(P) = n - t$$

$$\theta' x' (I - P) x \theta = \theta' x' x \theta - \theta' x' P x \theta$$

$$\theta' x' P x \theta = \theta' x' x \underbrace{(x' x)^{-1}}_P x' x \theta$$

Mas da definição de inversa condicional,  $(x' x)^{-}$  é inversa condicional de  $(x' x)$  se  $(x' x)^{-} (x' x) (x' x)^{-} = x' x$ ; ainda  $x' x$  é simétrica além da condição da definição tem-se que  $(x' x)^{-} x' x (x' x)^{-} = (x' x)^{-}$ .

$$\therefore \theta' x' P x \theta = \theta' x' x \underbrace{(x' x)^{-} x' x \theta}_{(x' x)^{-} x' x \theta} = \theta' x' x \theta$$

$$\text{e } \theta' x' (I - P) x \theta = \theta' x' x \theta - \theta' x' x \theta = 0$$

$$\therefore E \left[ \text{SQE} \right] = (n - t) \sigma^2$$

$$\text{GLT} = r \left[ P - P_1 \right] = t - 1 \quad \text{QMT} = \frac{\text{SQT}}{\text{GLT}} = \frac{\text{SQT}}{t-1}$$

$$\text{GLE} = r \left[ I - P \right] = n - t \quad \text{QME} = \frac{\text{SQE}}{\text{CLE}} = \frac{\text{SQE}}{n-t}$$

$$E \left[ \text{QMT} \right] = \frac{1}{t-1} \quad E \left[ \text{SQT} \right] = \frac{(t-1) \sigma^2}{(t-1)} + \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2 = \sigma^2 + \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$$

$$E \left[ \text{QME} \right] = \frac{1}{n-t} \quad E \left[ \text{SQE} \right] = \frac{1}{(n-t)} (n-t) \sigma^2 = \sigma^2$$

DISTRIBUIÇÃO DAS FORMAS QUADRATICAS

TEOREMA DE FISHER-COCHRAN

Seja  $y \sim NC(\mu, I\sigma^2)$ , uma condição necessária e suficiente para

$$\frac{y' A_i y}{\sigma^2} \sim \chi^2 \left\{ r \left[ A_i \right]; \delta_i \right\} \text{ onde } \delta_i \text{ é o parâmetro}$$

de não-centralidade e  $\delta_i = \frac{1}{2\sigma^2} \mu' A_i \mu$  e para que  $y' A_i y$  e  $y' A_j y$ ;

$i \neq j$ ;  $i, j = 1, 2, \dots, p$ ; sejam independentes é que

$$r \left[ \sum_{i=1}^p A_i \right] = \sum_{i=1}^p r \left[ A_i \right]$$

$$SQT = y'(P - P_1)y$$

$$SQE = y'(I - P)y$$

$$y = x\theta + \varepsilon$$

$$y \sim NC(x\theta; I\sigma^2)$$

$$(P - P_1) + (I - P) = I - P_1$$

$$r \left[ I - P_1 \right] = r \left[ I \right] - r \left[ P_1 \right] = n - 1$$

$$r \left[ P - P_1 \right] = t - 1 \quad ; \quad r \left[ I - P \right] = n - t$$

$$r \left[ P - P_1 \right] + r \left[ I - P \right] = t - 1 + n - t = n - 1$$

$$\therefore r \left[ I - P_1 \right] = r \left[ P - P_1 \right] + r \left[ I - P \right] = n - 1$$

Logo  $\frac{y'(P - P_1)y}{\sigma^2} = \frac{SQT}{\sigma^2} \sim \chi^2 \left[ (t-1); \delta_T \right]$

onde  $\delta_T = \frac{1}{2\sigma^2} \theta' x'(P - P_1)x \theta = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$

$$\frac{y'(I - P)y}{\sigma^2} = \frac{SQE}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-t)$$

e independentes

pois 
$$\delta_E = \frac{1}{2\sigma^2} \theta' x'(I - P)x \theta = 0$$

DEFINIÇÃO

Se  $u \sim \chi^2[p, \delta]$  e  $v \sim \chi^2[s]$  e independentes então

$$\frac{u/p}{v/s} \sim F [p, s, \delta]$$

$$\frac{SQT}{\sigma^2} \sim \chi^2 [t-1, \delta] ; \frac{SQE}{\sigma^2} \sim \chi^2 (n-t) \text{ e independentes}$$

$$\therefore \frac{\frac{SQT/\sigma^2}{t-1}}{\frac{SQE/\sigma^2}{n-t}} = \frac{\frac{SQT}{t-1}}{\frac{SQE}{n-t}} = \frac{QMT}{QME} \sim F [t-1, (n-t), \delta]$$

onde 
$$\delta = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$$

Sob  $H_0: \tau_i = 0 \Leftrightarrow H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t$

$$\frac{QMT}{QME} \sim F [t-1, (n-t)]$$

ANALISE DE CARIANCIA

causas de variação	GL	SQ	QM	ECQM	F
tratamentos	t-1	SQT	QMT	$\sigma^2 + \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^t r_i \tau_i^2$	$\frac{QMT}{QME}$
erro	n-t	SQE	QME	$\sigma^2$	
Total	n-1	SQtotal			

(7) ESTIMAÇÃO POR PONTO E POR INTERVALO

(a) Estimação por ponto

Teorema de Gauss-Markov : Se  $\lambda'\theta$  é estimável então seu BLUE o MELI é dado de modo único por  $\lambda'\hat{\theta} = \lambda'\hat{\theta}$  onde  $\hat{\theta}$  é qualquer solução do sistema de equações normais .

Propriedades

$$(1) E(\lambda'\hat{\theta}) = \lambda' E(\hat{\theta}) = \lambda' E[(x'x)^{-1}x'y] = \lambda'(x'x)^{-1}x'E(y)$$

$$\begin{aligned} y \sim N(x\theta, I\sigma^2) \quad \hat{\theta} &= (x'x)^{-1}x'y &= \lambda'(x'x)^{-1}x'x\theta \\ v(y) &= I\sigma^2 &= \lambda'H\theta = \lambda'\theta \end{aligned}$$

$$(2) v(\lambda'\hat{\theta}) = ?$$

Regra :  $v(Ay) = A v(y)A'$

$$\begin{aligned} v(\lambda'\hat{\theta}) &= v(\lambda'\hat{\theta}) = v[\lambda'(x'x)^{-1}x'y] = \lambda'(x'x)^{-1}x' \underbrace{v(y)}_{I\sigma^2} x(x'x)^{-1}\lambda \\ &= \lambda'(x'x)^{-1}x'x(x'x)^{-1}\lambda \sigma^2 = \lambda'(x'x)^{-1}\lambda \sigma^2 \end{aligned}$$

$$\therefore \widehat{v}(\lambda'\hat{\theta}) = \widehat{v}(\lambda'\hat{\theta}) = \lambda'(x'x)^{-1}\lambda \text{ QME}$$

$$(3) \lambda'\hat{\theta} \sim N \left[ \lambda'\theta ; \lambda'(x'x)^{-1}\lambda \sigma^2 \right]$$

De modo geral se  $\lambda'\theta = \sum_{i=1}^t c_i \tau_i$ , isto é se  $\lambda'\theta$  é um contraste ,

$$\text{então } \lambda'\hat{\theta} = \lambda'\hat{\theta} = \sum_{i=1}^t c_i \hat{\tau}_i = \sum_{i=1}^t c_i \bar{y}_i. \quad e$$

$$\widehat{v}(\lambda'\hat{\theta}) = \widehat{v}(\lambda'\hat{\theta}) = \sum_{i=1}^t \frac{c_i^2}{r_i} \text{ QME} = \left( \frac{c_1^2}{r_1} + \frac{c_2^2}{r_2} + \dots + \frac{c_t^2}{r_t} \right) \text{ QME}$$

(b) Estimação por intervalo

$$\frac{SQE}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-t) \Rightarrow \frac{(n-t) QME}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-t)$$

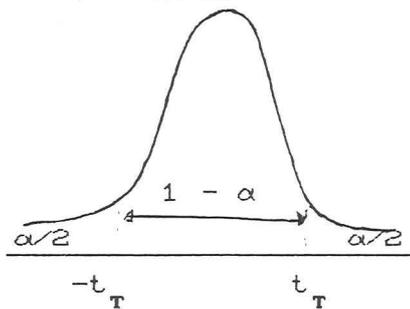
$$\lambda'\hat{\theta} \sim N(\lambda'\theta; \lambda'(X'X)^{-1}\lambda \sigma^2)$$

$$z = \frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{\lambda'(X'X)^{-1}\lambda \sigma^2}} = \frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{\lambda'(X'X)^{-1}\lambda \sigma^2}} \sim N(0,1)$$

$$\left. \begin{array}{l} u \sim N(0,1) \\ v \sim \chi^2(n) \end{array} \right\} \longrightarrow \frac{u}{\sqrt{v/n}} \sim t(n)$$

$$\frac{\frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{\lambda'(X'X)^{-1}\lambda \sigma^2}}}{\sqrt{\frac{\frac{(n-t)QME}{\sigma^2}}{(n-t)}}} = \frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{[\lambda'(X'X)^{-1}\lambda] QME}}$$

$$\frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{\hat{v}(\lambda'\hat{\theta})}} \sim t(n-t)$$



$$t_T = t_{\alpha} (n-t)$$

$$P \left\{ -t_T \leq t \leq t_T \right\} = 1 - \alpha$$

$$P \left\{ -t_T \leq \frac{\lambda'\hat{\theta} - \lambda'\theta}{\sqrt{\hat{v}(\lambda'\hat{\theta})}} \leq t_T \right\} = 1 - \alpha$$

$$\therefore I = \left[ \lambda'\theta \right]_{100(1-\alpha)\%} = \lambda'\hat{\theta} \pm t_{\alpha} (n-t) \sqrt{\hat{v}(\lambda'\hat{\theta})}$$

CRITÉRIO DE TUKEY : Só para contrastes que envolvem duas médias

$$IC \left[ \tau_i - \tau_{i'} \right] 100 (1 - \alpha)\% = \hat{c} \pm \Delta$$

$$\text{onde } \Delta = q(\alpha, t, n-t) \sqrt{\frac{1}{2} \hat{v}(\hat{c})}$$

$$\hat{c} = \hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{i'}$$

$$\hat{v}(\hat{c}) = \left[ \frac{1}{r_i} + \frac{1}{r_{i'}} \right] \text{ QME}$$

(8) Soma de quadrados devida à hipótese  $H_0 : B'\theta = 0$

$$\text{A forma quadrática } (B'\hat{\theta})' \left[ B'(x'x)^{-1} B \right]^{-1} (B'\hat{\theta})$$

é definida como soma de quadrados devida à hipótese  $H_0 : B'\theta = 0$ , onde  $B'$  é uma matriz de posto linha completo e que define a hipótese  $H_0$ .

(9) Regiões de confiança

Define-se região de confiança para um conjunto de  $p$  funções estimáveis, linearmente independentes,  $B'\theta$ , ao nível de confiança  $1 - \alpha$ , como a região delimitada pelo elipsóide de centro  $B'\hat{\theta}$  e

$$(B'\hat{\theta} - B'\theta)' \left[ B'(x'x)^{-1} B \right]^{-1} (B'\hat{\theta} - B'\theta) \leq p \hat{\sigma}^2 F_{\alpha} [p, n-t]$$

onde  $\hat{\sigma}^2 = \text{QME}$

Para  $p = 2$  tem-se uma elipse.

$$\begin{matrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{matrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mu} \\ \hat{\tau}_1 \\ \hat{\tau}_2 \\ \hat{\tau}_3 \end{bmatrix}$$

2.15. ANÁLISE DE VARIÂNCIA DE EXPERIMENTOS COM 1 FATOR  
ALEATÓRIO EM DELINEAMENTO COMPLETAMENTE CASUALIZADO

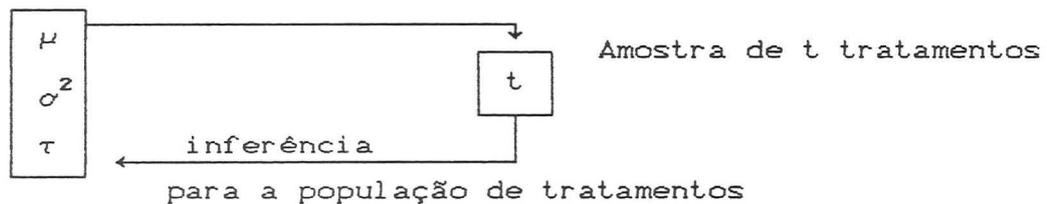
(a) Caracterização:

$$y_{ij} = \underbrace{\mu + \tau_i}_{\text{fixo}} + \underbrace{\varepsilon_{ij}}_{\text{aleatória}}$$

Aleatório  $\Rightarrow$  modelo aleatório modelo II

Fator aleatório: Os níveis de fator, isto é os tratamentos, são escolhidos de forma aleatória de uma população de níveis, constituindo os tratamentos uma amostra aleatória da população de tratamentos. As conclusões são válidas para a população de tratamentos.

População  
de  
Tratamentos



$$H_0: \sigma_{\tau}^2 = 0$$

↑  
Variância da população de tratamentos da qual os t tratamentos usados no experimento são uma amostra aleatória.

(b) Modelo matemático:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$$

$i = 1, 2, \dots, t$  (índice de tratamento)

$j = 1, 2, \dots, r_i$  (índice de repetição)

$r_1 + r_2 + \dots + r_t = n = n^{\circ}$  total de observações

(c) Suposições do modelo:

$$(i) \varepsilon_{ij} \stackrel{\text{IID}}{\sim} N(0, \sigma^2)$$

$$(ii) \tau_i \stackrel{\text{IID}}{\sim} N(0, \sigma^2)$$

(iii)  $\varepsilon_{ij}$  e  $\tau_i$  são independentes

(d) Decorrências das suposições do modelo:

<u>Modelo Aleatório</u>	<u>Modelo Fixo</u>
(i) $E(y_{ij}) = \mu$	$E(y_{ij}) = \mu + \tau_i = \mu_i$
(ii) $V(y_{ij}) = \sigma_\tau^2 + \sigma^2$ } Variância Total	$V(y_{ij}) = \sigma^2$
$\downarrow$ ↓ ↓ ↓	
	Variância dentro dos tratamentos (variabilidade interna dos dos tratamentos). É constante para todos os tratamentos.
	Variância entre os tratamentos (variabilidade de $\mu_i$ ao redor de $\mu$ )

$$\begin{aligned}
 (iii) \text{cov}(y_{ij}, y_{i'j'}) &= E[(y_{ij} - \mu)(y_{i'j'} - \mu)] \\
 j \neq j' &= E[(\tau_i + \varepsilon_{ij})(\tau_{i'} + \varepsilon_{i'j'})] \\
 &= E[\tau^2 + \tau_i \varepsilon_{ij} + \tau_{i'} \varepsilon_{i'j'} + \varepsilon_{ij} \varepsilon_{i'j'}] \\
 &= \sigma_\tau^2
 \end{aligned}$$

$$\text{cov}(y_{ij}, y_{ij}) = 0$$

[Pelo fato de sortear os tratamentos e as amostras dentro dos tratamentos tem-se covariância entre observações de um mesmo tratamento]

$$\begin{aligned}
 \text{(iv) } \text{cov}(y_{ij}, y_{i',j}) &= E[(y_{ij} - \mu)(y_{i',j} - \mu)] \\
 i \neq i' &= E[(\tau_i + \varepsilon_{ij})(\tau_{i'} + \varepsilon_{i',j})] \\
 &= E[\tau_i \tau_{i'} + \tau_i \varepsilon_{i',j} + \tau_{i'} \varepsilon_{ij} + \varepsilon_{ij} \varepsilon_{i',j}] \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

$$\text{cov}(y_{ij}, y_{i,j}) = 0$$

$$\text{(v) } y_{ij} \sim N(\mu, \sigma_\tau^2 + \sigma^2)$$

$$y_{ij} \sim N(\mu + \tau_i, \sigma^2)$$

(e) Hipóteses:

$$H_0: \sigma_\tau^2 = 0$$

[As médias de todos os possíveis níveis do fator em estudo, isto é, de todos os níveis da população de níveis, são iguais a  $\mu$ ]

$$H_a: \sigma_\tau^2 \neq 0$$

(f) Análise de Variância:

Causas de Variação	GL	SQ	QM	F	ECQMD
Tratamentos	t-1	SQT	QMT	$\frac{QMT}{QME}$	$\sigma^2 + \phi \sigma_\tau^2$
Erro	n-t	SQE	QME	QME	$\sigma^2$
Total	n-1				

$$\phi = \frac{1}{t-1} \left[ n - \frac{\sum_{i=1}^t r_i^2}{n} \right]$$

Se  $r_1 = r_2 = \dots = r_t = r \Rightarrow n = rt$ , então

$$\begin{aligned}
 \phi &= \frac{1}{t-1} \left[ r - \frac{r^2 + r^2 + \dots + r^2}{r} \right] = \frac{1}{t-1} \left[ rt - \frac{r^2 t}{rt} \right] \\
 &= \frac{1}{t-1} [r(t-1)] = r
 \end{aligned}$$

$$\therefore \text{ECQMD} = \sigma^2 + r \sigma_\tau^2$$

$$\frac{QMT}{QME} \stackrel{\text{Sob } H_0}{\sim} F [(t-1), (n-t)]$$

$$\text{Rejeita-se } H_0 \text{ se } F = \frac{QMT}{QME} > F_{\alpha} [(t-1), (n-t)]$$

(g) Exemplo:

Um pesquisador está interessado em avaliar se a temperatura média do corpo de animais de uma mesma espécie é constante. Como é impossível a realização de um experimento com todos os animais da espécie, ele sorteou 5 animais e fez 4 medidas de suas temperaturas de forma completamente casualizada. Os dados obtidos foram os seguintes:

	Animais					
	1	2	3	4	5	
	26	23	25	28	30	
	28	20	28	27	32	
	25	24	24	29	28	
	29	22	27	31	31	
Total	108	89	104	115	121	537
Média	27	22,25	26	28,75	30,25	26,85
r	4	4	4	4	4	20

Causas de Variação	GL	.SQ	QM	F
Entre animais	4	148,30	37,08	12,03
Erro Experimental	15	46,25	3,08	
Total	19	194,55		

$$H_0: \sigma_{\tau}^2 = 0 \quad \text{vs} \quad H_a: \sigma_{\tau}^2 \neq 0$$

$$F = 12,03 > F_{.01(4,15)} = 4,89 \Rightarrow \text{Rejeita-se } H_0$$

Conclusão: A temperatura média corporal não é constante para todos os animais da espécie estudada, isto é a temperatura média corporal varia de animal a animal da espécie estudada.

Ch) Estimação no modelo aleatório:

Consideremos  $r_1 = r_2 = \dots = r_t = r$

(1) Estimação de  $\mu$

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$$

$$\hat{\mu} = \bar{y}_{..} = \frac{y_{..}}{rt}$$

$$y_{..} = \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^r y_{ij} = rt\mu + r \sum_{i=1}^t \tau_i + \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^r \varepsilon_{ij}$$

$$\begin{aligned} \bar{y}_{..} = \frac{y_{..}}{rt} &= \mu + \frac{1}{t} \sum_i \tau_i + \frac{1}{rt} \sum_i \sum_j \varepsilon_{ij} \\ &= \mu + \frac{1}{t} \underbrace{[\tau_1 + \tau_2 + \dots + \tau_t]}_{\substack{t \text{ termos} \\ \text{independentes}}} + \frac{1}{rt} \underbrace{[\varepsilon_{11} + \dots + \varepsilon_{tr}]}_{\substack{rt \text{ termos} \\ \text{independentes}}} \end{aligned}$$

$E(\bar{y}_{..}) = \mu \Rightarrow \bar{y}_{..}$  é estimador imparcial

$$\begin{aligned} \text{Var}(\bar{y}_{..}) &= \frac{1}{t^2} [\sigma_\tau^2 + \dots + \sigma_\tau^2] + \frac{1}{r^2 t^2} [\sigma^2 + \dots + \sigma^2] \\ &= \frac{1}{t^2} t\sigma_\tau^2 + \frac{1}{r^2 t^2} r\sigma^2 = \frac{1}{t} \sigma_\tau^2 + \frac{1}{rt} \sigma^2 \end{aligned}$$

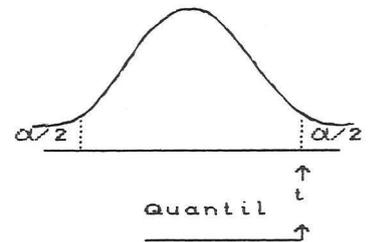
$$\therefore \text{Var}(\bar{y}_{..}) = \frac{1}{rt} (\sigma^2 + r\sigma_\tau^2)$$

$$E(\text{QMT}) = \sigma^2 + r\sigma_\tau^2 \Rightarrow \hat{\sigma}^2 + r\hat{\sigma}_\tau^2 = \text{QMT}$$

$$\therefore \hat{\text{Var}}(\bar{y}_{..}) = \frac{1}{rt} \text{QMT}; \text{ pois } \hat{\text{Var}}(\bar{y}_{..}) = \frac{1}{rt} (\hat{\sigma}^2 + r\hat{\sigma}_\tau^2)$$

$$\frac{\bar{y}_{..} - \mu}{\sqrt{\hat{\text{Var}}(\bar{y}_{..})}} = \frac{\bar{y}_{..} - \mu}{\sqrt{\frac{\text{QMT}}{rt}}} \quad n \quad t_{(t-1)}$$

$$\text{IC } 100(1-\alpha)\% \text{ para } \mu = \bar{y}_{..} \pm t_{\alpha/2, (t-1)} \sqrt{\frac{\text{QMT}}{rt}}$$



No exemplo

$$\bar{y}.. = 26,85 \quad \sqrt{\widehat{Vc}(\bar{y}..)} = \sqrt{\frac{QMT}{rt}} = \sqrt{\frac{37,08}{20}} = 1,36$$

$$\begin{aligned} \text{IC } 95\% \text{ p/ } \mu &= 26,85 \pm t_{.05}(4)(1,36) \\ &= 26,95 \pm 2,776(1,36) \\ &= 26,95 \pm 3,78 \end{aligned} \quad \left. \begin{array}{l} \rightarrow 30,63 \\ \rightarrow 23,07 \end{array} \right\}$$

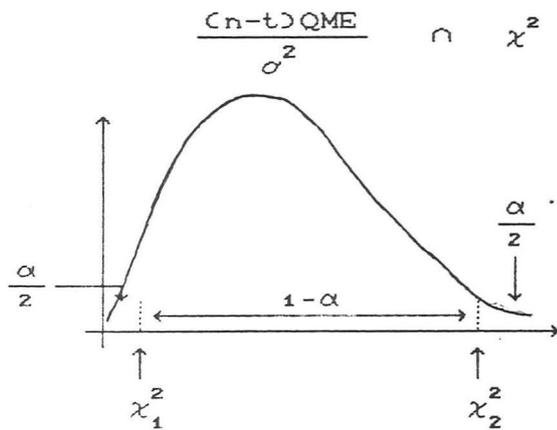
Estima-se com confiabilidade de 95% que a temperatura média corporal da espécie em estudo esteja no intervalo [23,07; 30,63]

(2) Estimação de  $\sigma^2$ :  $E(QME) = \sigma^2$

$\hat{\sigma}^2 = QME$  Estimação por ponto } Componentes de Variância

$\sigma^2$   
e  
 $\sigma^2_{\tau}$

(Método dos Momentos ou da Análise de Variância)  
→ Estimação por intervalo



$$P \left[ \chi_1^2 < \chi^2 < \chi_2^2 \right] = 1 - \alpha$$

$$P \left[ \chi_1^2 < \frac{(n-t)QME}{\sigma^2} < \chi_2^2 \right] = 1 - \alpha$$

$$P \left[ \frac{1}{\chi_1^2} > \frac{\sigma^2}{(n-t)QME} > \frac{1}{\chi_2^2} \right] = 1 - \alpha$$

$$P \left[ \frac{(n-t)QME}{\chi_1^2} > \sigma^2 > \frac{(n-t)QME}{\chi_2^2} \right] = 1 - \alpha$$

$$\therefore P \left[ \frac{(n-t)QME}{\chi_2^2} < \sigma^2 < \frac{(n-t)QME}{\chi_1^2} \right] = 1 - \alpha$$

$$\therefore \text{IC } 100(1-\alpha)\% \text{ p/ } \sigma^2 = \left[ L_I ; L_S \right]$$

Para o exemplo:

$$\hat{\sigma}^2 = \text{QME} = 3,08$$

$$\text{IC } 95\% \quad p/ \quad \sigma^2 = [L_I, L_S]$$

$$L_I = \frac{(n-t)\text{QME}}{\chi_2^2} = \frac{\text{SQE}}{\chi_2^2} \quad ; \quad L_S = \frac{(n-t)\text{QME}}{\chi_1^2} = \frac{\text{SQE}}{\chi_1^2}$$

$$\chi_2^2 = \chi_{0,025}^2(n-t) = \chi_{0,025}^2(15) = 27,5$$

$$\chi_1^2 = \chi_{0,975}^2(n-t) = \chi_{0,975}^2(15) = 6,26$$

$$L_I = \frac{46,25}{27,5} = 1,68 \quad ; \quad L_S = \frac{46,25}{6,26} = 7,38$$

$$\text{IC } 95\% \quad p/ \quad \sigma^2 = [1,68 ; 7,38]$$

### (3) Estimação de $\sigma_\tau^2$

→ Estimação por ponto: pelo Método da Análise de Variância ou dos Momentos.

$$\text{EC(QMT)} = \sigma^2 + r \sigma_\tau^2$$

$$\hat{\sigma}^2 + r \hat{\sigma}_\tau^2 = \text{QMT} \quad \Rightarrow \quad \text{QME} + r \hat{\sigma}_\tau^2 = \text{QMT}$$

$$\Rightarrow \quad r \hat{\sigma}_\tau^2 = \text{QMT} - \text{QME}$$

$$\Rightarrow \quad \hat{\sigma}_\tau^2 = \frac{\text{QMT} - \text{QME}}{r}$$

Este método pode conduzir a se ter  $\hat{\sigma}_\tau^2$  negativa, o que não tem sentido.

→ Estimação por intervalo: IC aproximado

$$\text{IC } 100(1-\alpha)\% \quad p/ \quad \sigma_\tau^2 = [L_I ; L_S], \text{ onde}$$

$$L_I = \frac{n' \hat{\sigma}_\tau^2}{\chi_2^2} \quad e \quad L_S = \frac{n' \hat{\sigma}_\tau^2}{\chi_1^2} \quad ; \quad n' = \frac{(\text{QMT} - \text{QME})^2}{\frac{(\text{QMT})^2}{t-1} + \frac{(\text{QME})^2}{n-t}}$$

Para o exemplo:

$$\hat{\sigma}_{\tau}^2 = \frac{37,08 - 3,08}{4} = \frac{34}{4} = 8,5$$

IC 95% p/  $\sigma_{\tau}^2 = ?$

$$n' = \frac{(34)^2}{\frac{(37,08)^2}{4} + \frac{(3,08)^2}{15}} \cong 4$$

IC 95% p/  $\sigma_{\tau}^2 = [L_I, L_S]$

$$\chi_2^2 = \chi_{.025(4)}^2 = 11,1$$

$$\chi_1^2 = \chi_{.975(4)}^2 = 0,484$$

$$L_I = \frac{(4)(8,5)}{11,1} = 3,06$$

$$L_S = \frac{(4)(8,5)}{0,484} = 70,25$$

IC 95% p/  $\sigma_{\tau}^2 = [3,1 ; 70,2]$

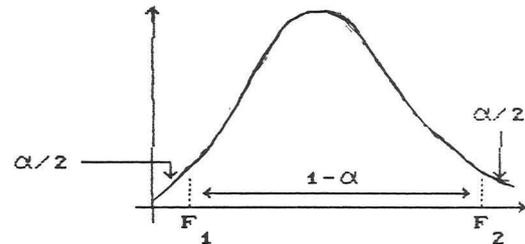
#### (4) Estimação do Quociente $\sigma_{\tau}^2 / \sigma^2$

↑  
Medida de relação da variabilidade entre tratamentos e a variação dentro dos tratamentos.

O IC  $100(1-\alpha)\%$  para  $\frac{\sigma_{\tau}^2}{\sigma^2} = [L_I, L_S]$

onde  $L_I = \frac{1}{r} \left( \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_2} - 1 \right)$

$$L_S = \frac{1}{r} \left( \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_1} - 1 \right)$$



Para o exemplo

$$\frac{\hat{\sigma}_\tau^2}{\hat{\sigma}^2} = \frac{8,50}{3,08} = 2,76$$

IC 95% para  $\sigma_\tau^2 / \sigma^2 = [L_I, L_S]$

$$L_I = \frac{1}{r} \left[ \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_2} - 1 \right] = \frac{1}{4} \left[ \frac{37,08}{3,08} \cdot \frac{1}{3,80} - 1 \right] = 0,54$$

$$F_2 = F_{.025(4,15)} = 3,80$$

$$L_S = \frac{1}{r} \left[ \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_1} - 1 \right] = \frac{1}{4} \left[ \frac{37,08}{3,08} \cdot \frac{1}{0,1155} - 1 \right] = 25,81$$

$$F_1 = F_{.975(4,15)} = \frac{1}{F_{.025(15,4)}} = \frac{1}{8,66} = 0,1155$$

IC 95% para  $\frac{\sigma_\tau^2}{\sigma^2} = [0,54 ; 25,81]$

(5) Estimação do Quociente  $\frac{\sigma_\tau^2}{\sigma_\tau^2 + \sigma^2}$

$$\rho = \frac{\sigma_\tau^2}{\sigma_\tau^2 + \sigma^2} \left. \vphantom{\rho} \right\} \text{Representa a proporção da variância total atribuída aos tratamentos.}$$

↑  
Coeficiente de Correlação Intraclasse

IC a  $100(1-\alpha)\%$  para  $\rho = [L_I, L_S]$

onde  $L_I = \left[ \frac{L_i}{1 + L_i} \right]$  ,  $L_S = \left[ \frac{L_o}{1 + L_o} \right]$

sendo  $L_i = \frac{1}{r} \left[ \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_2} - 1 \right]$

$$L_o = \frac{1}{r} \left[ \frac{QMT}{QME} \cdot \frac{1}{F_1} - 1 \right]$$

pois  $\rho = \frac{\sigma_\tau^2}{\sigma_\tau^2 + \sigma^2} = \frac{\sigma_\tau^2 / \sigma^2}{\frac{\sigma_\tau^2}{\sigma^2} + 1}$

Para o exemplo

$$\hat{\rho} = \frac{\hat{\sigma}_{\tau}^2}{\hat{\sigma}_{\tau}^2 + \hat{\sigma}^2} = \frac{8,5}{8,5 + 3,08} = 0,73$$

↓  
73% da variabilidade total da temperatura é explicada pela variação entre animais.

IC 95% para  $\rho = [L_I, L_S]$

$$L_I = \frac{L_i}{1 + L_i} = \frac{0,54}{1 + 0,54} = 0,35$$

$$L_S = \frac{L_o}{1 + L_o} = \frac{25,81}{1 + 25,81} = 0,96$$

IC 95% para  $\rho = [0,35 ; 0,96]$

2.16. ANÁLISE DE VARIÂNCIA PARA EXPERIMENTOS INTEIRAMENTE CASUALIZADOS ATRAVÉS DO MODELO DE REGRESSÃO.

1. Considerações gerais:

Considerando o modelo linear

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} \quad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, t \\ j = 1, 2, \dots, r \end{matrix}$$

O sistema de equações normais é dado por

$$\begin{aligned} r\hat{\mu} + r\hat{\tau}_1 + r\hat{\tau}_2 + \dots + r\hat{\tau}_t &= y_{..} \\ r\hat{\mu} + r\hat{\tau}_1 &= y_{.1} \\ r\hat{\mu} + r\hat{\tau}_2 &= y_{.2} \\ \dots &\dots \\ r\hat{\mu} + r\hat{\tau}_t &= y_{.t} \end{aligned}$$

Considerando a restrição nas soluções

$$\sum_{i=1}^t \hat{\tau}_i = 0$$

tem-se

$$\begin{aligned} \hat{\mu} &= \bar{y}_{..} \quad \text{(média geral)} \\ \hat{\tau}_i &= \bar{y}_{.i} - \bar{y}_{..}, \quad i = 1, 2, \dots, t \\ \hat{\mu}_i &= \hat{\mu} + \hat{\tau}_i = \bar{y}_{.i} \end{aligned}$$

A redução na soma de quadrados devido ao ajuste do modelo linear considerado é dada por

$$\begin{aligned} R(\mu, \tau) &= \hat{\mu} y_{..} + \sum_{i=1}^t \hat{\tau}_i y_{.i} \\ &= \left[ \bar{y}_{..} \right] \left[ y_{..} \right] + \sum_{i=1}^t \left[ \bar{y}_{.i} - \bar{y}_{..} \right] y_{.i} \\ &= \frac{y_{..}^2}{rt} + \sum_{i=1}^t \bar{y}_{.i} y_{.i} - \bar{y}_{..} \underbrace{\sum_{i=1}^t y_{.i}}_{y_{..}} \\ &= \sum_{i=1}^t \frac{y_{.i}^2}{r} \end{aligned}$$

que tem  $t$  GL uma vez que são  $t$  equações normais linearmente independentes.

A soma de quadrados do erro é dada por

$$SQE = \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^r y_{ij}^2 - \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r}$$

que tem  $t(r-1)$  GL.

Para obter a SQ de tratamentos considera-se o modelo restritivo sob a hipótese de nulidade  $H_0: \tau_i = 0 \quad \forall i$ , ou seja considera-se o modelo reduzido

$$y_{ij} = \mu + \varepsilon_{ij}$$

Nesse caso tem-se somente uma equação normal  $\hat{\mu} = y_{..}$ , da qual obtemos  $\hat{\mu} = y_{..}$ . A soma de quadrados devido ao ajuste do modelo somente com  $\mu$  é dada por

$$R(\mu) = \left[ \bar{y}_{..} \right] \left[ y_{..} \right] = \frac{y_{..}^2}{rt} \quad \text{com 1 GL.}$$

A soma de quadrados devida a tratamentos é dada por

$$\begin{aligned} SQ \text{ Tratamentos} &= R(\tau/\mu) = R(\mu, \tau) - R(\mu) \\ &= \sum_{i=1}^t \frac{y_{i.}^2}{r} - \frac{y_{..}^2}{rt} \end{aligned}$$

com  $t-1$  GL.

Para testar a hipótese  $H_0: \tau_i = 0, \quad \forall i$ , utiliza-se a Estatística

$$F = \frac{R(\tau/\mu) / (t-1)}{(SQE) / t(r-1)}$$

que sob  $H_0$  tem distribuição F com  $(t-1)$  e  $t(r-1)$  GL.

2. Conexão entre o modelo de regressão e o modelo de análise de variância:

Consideremos a existência de três tratamentos, o modelo de análise de variância é dado por

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, 3 \\ j = 1, 2, \dots, r \end{array}$$

o equivalente modelo de regressão é

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \varepsilon_{ij} \quad i = 1, 2, 3$$

$$j = 1, 2, \dots, r$$

onde  $X_{1j}$  e  $X_{2j}$  são variáveis indicadoras (Variáveis "Dummy"), definidas por

$$X_{1j} = \begin{cases} 1 & \text{se a observação } j \text{ é do tratamento 1} \\ 0 & \text{em caso contrário} \end{cases}$$

$$X_{2j} = \begin{cases} 1 & \text{se a observação } j \text{ é do tratamento 2} \\ 0 & \text{em caso contrário} \end{cases}$$

A relação entre os parâmetros  $\beta_0, \beta_1$  e  $\beta_2$  no modelo de regressão e os parâmetros  $\mu$  e  $\tau_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) no modelo de análise de variância é facilmente determinada.

Se as observações são do tratamento 1 então  $X_{1j} = 1$  e  $X_{2j} = 0$ .

Para o modelo de regressão tem-se

$$y_{1j} = \beta_0 + \beta_1(1) + \beta_2(0) + \varepsilon_{1j} = \beta_0 + \beta_1 + \varepsilon_{1j}$$

No modelo de análise de variância uma observação do tratamento 1 é dada por

$$y_{1j} = \mu + \tau_1 + \varepsilon_{1j} = \mu_1 + \varepsilon_{1j}$$

Então a correspondência entre os dois modelos é dada por

$$\beta_0 + \beta_1 = \mu_1 = \mu + \tau_1$$

Similarmente se as observações são do tratamento 2, então  $X_{1j} = 0$  e  $X_{2j} = 1$  e para o modelo de regressão tem-se

$$y_{2j} = \beta_0 + \beta_1(0) + \beta_2(1) + \varepsilon_{2j} = \beta_0 + \beta_2 + \varepsilon_{2j}$$

Considerando o correspondente modelo de análise de variância tem-se

$$y_{2j} = \mu + \tau_2 + \varepsilon_{2j} = \mu_2 + \varepsilon_{2j}$$

Logo

$$\beta_0 + \beta_2 = \mu + \tau_2 = \mu_2$$

Considerando as observações do tratamento 3, para o qual

$X_{1j} = X_{2j} = 0$  o modelo de regressão torna-se

$$y_{3j} = \beta_0 + \beta_1(0) + \beta_2(0) + \varepsilon_{3j} = \beta_0 + \varepsilon_{3j}$$

Considerando o correspondente modelo de análise de variância, tem-se

$$y_{3j} = \mu + \tau_3 + \varepsilon_{3j} = \mu_3 + \varepsilon_{3j}$$

Logo

$$\beta_0 = \mu_3 = \mu + \tau_3$$

Desta forma a correspondência entre os parâmetros do modelo de regressão e do modelo de análise de variância, no presente caso, é dada por:

$$\beta_0 = \mu_3$$

$$\beta_0 + \beta_1 = \mu_1 \Rightarrow \beta_1 = \mu_1 - \mu_3$$

$$\beta_0 + \beta_2 = \mu_2 \Rightarrow \beta_2 = \mu_2 - \mu_3$$

Considerando-se o caso geral com  $t$  tratamentos, então o modelo de regressão terá  $t-1$  variáveis indicadoras e é dado por

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \dots + \beta_{t-1} X_{t-1,j} + \varepsilon_{ij}$$

$$i = 1, 2, \dots, t$$

$$j = 1, 2, \dots, r$$

onde  $X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se a observação } j \text{ é do tratamento } i \\ 0 & \text{em caso contrário} \end{cases}$   
 $i = 1, 2, \dots, t-1$

A relação entre os parâmetros do modelo de regressão e do modelo de análise de variância é dada por

$$\beta_0 = \mu_t$$

$$\beta_1 = \mu_i - \mu_t, \quad i = 1, 2, \dots, t-1$$

Teste de Hipótese:

No modelo de análise de variância deseja-se testar

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu \Leftrightarrow H_0: \tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = 0$$

Se  $H_0$  é verdadeira, então os parâmetros do modelo de

regressão tornam-se

$$\beta_0 = \mu$$

$$\beta_1 = 0$$

$$\beta_2 = 0$$

Desta forma testar a hipótese

Ho:  $\beta_1 = \beta_2 = 0$  no modelo de regressão é equivalente ao teste de Ho:  $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3$  ou seja o teste F para a regressão considerando o modelo de regressão com variáveis indicadoras é equivalente ao teste F para tratamentos no modelo de análise de variância.

Exemplo

	Tratamentos			
	$t_1$	$t_2$	$t_3$	
	12	6	5	
	11	7	4	
	10	8	3	
			4	
$y_{i.}$	33	21	16	$70 = y_{..}$
$\bar{y}_{i.}$	11	7	4	$7 = \bar{y}_{..}$
r	3	3	4	$10 = n$

Modelo de análise de variância

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$$

$$\hat{\mu} = \bar{y}_{..} = 7 \quad \hat{\tau}_i = \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}$$

$$\hat{\mu}_i = \hat{\mu} + \hat{\tau}_i = \bar{y}_{..} + \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..} = \bar{y}_{i.}$$

Modelo de regressão correspondente

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \varepsilon_{ij}$$

onde

$$X_{1j} \begin{cases} \rightarrow 1 \text{ p/ obs. do tratamento 1} \\ \rightarrow 0 \text{ em caso contrário} \end{cases}$$

$$X_{2j} \begin{cases} \rightarrow 1 \text{ p/ obs. do tratamento 2} \\ \rightarrow 0 \text{ em caso contrário} \end{cases}$$

$$y = X\beta + \varepsilon$$

$$\begin{bmatrix} y_{11} \\ y_{12} \\ y_{13} \\ y_{21} \\ y_{22} \\ y_{23} \\ y_{31} \\ y_{32} \\ y_{33} \\ y_{34} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 12 \\ 11 \\ 10 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \\ 5 \\ 4 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix}}_y = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_X \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{12} \\ \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{21} \\ \varepsilon_{22} \\ \varepsilon_{23} \\ \varepsilon_{31} \\ \varepsilon_{32} \\ \varepsilon_{33} \\ \varepsilon_{34} \end{bmatrix}}_\varepsilon$$

O sistema de Equações Normais (sen) é dado por:

$$X'X \hat{\beta} = X'y \quad \begin{bmatrix} 10 & 3 & 3 \\ 3 & 3 & 0 \\ 3 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 70 \\ 33 \\ 21 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{matrix} y_{..} \\ y_{1.} \\ y_{2.} \end{matrix}$$

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix} = (X'X)^{-1} X'y = \begin{bmatrix} 1/4 & -1/4 & -1/4 \\ -1/4 & 7/12 & 1/4 \\ -1/4 & 1/4 & 7/12 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 70 \\ 33 \\ 21 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 7 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{matrix} \hat{\mu}_3 = \hat{\mu} + \hat{\tau}_3 \\ \hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_3 = \hat{\tau}_1 - \hat{\tau}_3 \\ \hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_3 = \hat{\tau}_2 - \hat{\tau}_3 \end{matrix}$$

$$\therefore \text{se } \hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_3 = 7 \quad \text{e} \quad \hat{\mu}_3 = 4 \quad \Rightarrow \quad \hat{\mu}_1 = 11$$

$$\text{se } \hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_3 = 3 \quad \text{e} \quad \hat{\mu}_3 = 4 \quad \Rightarrow \quad \hat{\mu}_2 = 7$$

### Teste de Hipótese

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0 \quad \Leftrightarrow \quad H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$$

$$H_a: \beta_1 \neq 0 \quad \text{para pelo menos 1 } i \quad (i = 1, 2)$$

A redução da soma de quadrados considerando o modelo de regressão completo  $y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \varepsilon_{ij}$  é dada por

$$R(\beta_0, \beta_1, \beta_2) = \text{SQ Parâmetros} = \hat{\beta}' X'y = [4 \quad 7 \quad 3] \begin{bmatrix} 70 \\ 33 \\ 21 \end{bmatrix} = 574 \\ \text{com 3 GL}$$

Para se obter a SQ Regressão considera-se o modelo de regressão restrito sob  $H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$ , ou seja considera-se o modelo  $y_{ij} = \beta_0 + \varepsilon_{ij}$

Nesse caso obtém-se a equação normal

$$10 \hat{\beta}_0 = 70 \quad \Rightarrow \quad \hat{\beta}_0 = \frac{70}{10} = 7 = \bar{y}_{..}$$

A redução da soma de quadrados nesse caso é dada por

$$R(\beta_0) = \hat{\beta}' X'y = 7(70) = 490 \quad \text{com 1 GL}$$

∴ SQ Regressão é dada por

$$\begin{aligned} \text{SQ Regressão} &= R(\beta_1, \beta_2 / \beta_0) = R(\beta_0, \beta_1, \beta_2) - R(\beta_0) \\ &= 574 - 490 = 84 = \text{SQT} \end{aligned}$$

$$\text{SQ Total} = 12^2 + \dots + 4^2 - (70)^2 / 10 = 90 \quad \text{c/ 2 GL}$$

$$\text{SQ Erro} = \text{SQ Total} - \text{SQ Regressão} = 90 - 84 = 6$$

Causas de Variação	GL	SQ	QM	F
Regressão	2	84	42	49**
Erro	7	6	6/7	
Total	9	90		

$$F = 49 > F_{.01}(2, 7) = 9,55 \Rightarrow \text{rejeita-se } H_0$$

↔ Teste de tratamentos

#### Estimação por ponto e por intervalo

$$\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{\sqrt{\widehat{VC}(\hat{\beta}_i)}} \quad n \quad t \text{ (GLE)}$$

$$\hat{\tau}_1 - \hat{\tau}_3 = \hat{\beta}_1 = 7$$

$$\text{IC} [\tau_1 - \tau_3] \text{ 95\%} = \text{IC} [\beta_1] \text{ 95\%} = \hat{\beta}_1 \pm t_{.05} \text{ (GLE)} \sqrt{\widehat{VC}(\hat{\beta}_1)}$$

$$\widehat{V} \left[ \begin{matrix} \hat{\beta} \\ \sim \end{matrix} \right] = (X'X)^{-1} \hat{\sigma}^2 = \begin{bmatrix} \widehat{VC}(\hat{\beta}_0) & \text{Cov}(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) & \text{Cov}(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_2) \\ & \widehat{VC}(\hat{\beta}_1) & \text{Cov}(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) \\ & \text{sim.} & \widehat{VC}(\hat{\beta}_2) \end{bmatrix} = (X'X)^{-1} \text{QME}$$

$$= \begin{bmatrix} 1/4 & -1/4 & -1/4 \\ -1/4 & 7/12 & 1/4 \\ -1/4 & 1/4 & 7/12 \end{bmatrix} \quad 6/7$$

$$\therefore \widehat{V}(\widehat{\beta}_1) = \left[ \frac{7}{12} \right] \left[ \frac{6}{7} \right] = 1/2 = 0,5$$

$$\begin{aligned} \therefore \text{IC} [\tau_1 - \tau_3] 95\% &= \text{IC} (\beta_1) 95\% = \widehat{\beta}_1 \pm t_{.05}(7) \sqrt{0,5} \\ &= 7 \pm (2,365)(0,707) \\ &= 7 \pm 1,7 \begin{cases} \rightarrow 8,7 \\ \rightarrow 5,3 \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{IC} [\tau_1 + \tau_2 - 2\tau_3] 95\% &= \text{IC} [\mu_1 + \mu_2 - 2\mu_3] 95\% = \text{IC} [\beta_1 + \beta_2] 95\% \\ &= \widehat{\beta}_1 + \widehat{\beta}_2 \pm t_{.05}(7) \sqrt{\widehat{V}(\widehat{\beta}_1 + \widehat{\beta}_2)} = (7+3) \pm 2,315 \sqrt{10/7} \\ &= 10 \pm 2,8 \begin{cases} \rightarrow 12,8 \\ \rightarrow 7,2 \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \widehat{V}(\widehat{\beta}_1 + \widehat{\beta}_2) &= \widehat{V}(\widehat{\beta}_1) + \widehat{V}(\widehat{\beta}_2) + 2 \widehat{\text{Cov}}(\widehat{\beta}_1, \widehat{\beta}_2) \\ &= [7/12 + 7/12 + 2(1/4)] \frac{6}{7} = 10/7 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{IC} [\tau_1 - \tau_2] 95\% &= \text{IC} [\beta_1 - \beta_2] 95\% = \widehat{\beta}_1 - \widehat{\beta}_2 \pm t_{.05}(7) \sqrt{\widehat{V}(\widehat{\beta}_1 - \widehat{\beta}_2)} \\ &= 4 \pm 2,365 \sqrt{4/7} \\ &= 4 \pm 1,8 \begin{cases} \rightarrow 5,8 \\ \rightarrow 2,2 \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \widehat{V}(\widehat{\beta}_1 - \widehat{\beta}_2) &= \widehat{V}(\widehat{\beta}_1) + \widehat{V}(\widehat{\beta}_2) - 2 \widehat{\text{Cov}}(\widehat{\beta}_1, \widehat{\beta}_2) \\ &= \left[ \frac{7}{12} + \frac{7}{12} - 2 \left[ \frac{1}{4} \right] \right] = \frac{4}{7} \end{aligned}$$

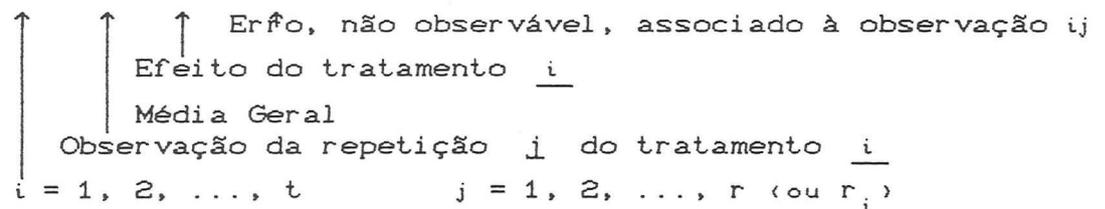
2.17. VERIFICAÇÃO DA ADEQUABILIDADE DO MODELO DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA PARA O DELINEAMENTO COMPLETAMENTE CASUALIZADO COM UM FATOR.

1. SUPOSIÇÃO DA ANÁLISE DE VARIÂNCIA.

1.1. Aditividade:

O modelo é linear e aditivo

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$$



1.2. Normalidade, homogeneidade e independência:

$$\varepsilon_{ij} \cap N(0, \sigma^2) \text{ e independentes}$$

Para o modelo de efeito aleatório acrescenta-se as suposições que  $\tau_i \cap N(0, \sigma_\tau^2)$  e independentes e que  $\tau_i$  e  $\varepsilon_{ij}$  são independentes entre si.

2. VERIFICAÇÃO DAS SUPOSIÇÕES DA ANÁLISE DE VARIÂNCIA.

2.1. Análise de resíduos:

Para o modelo  $y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$ , tem-se que

$$\hat{y}_{ij} = \hat{\mu} + \hat{\tau}_i = \bar{y}_{..} + (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}) = \bar{y}_{i.}$$

Os desvios ou resíduos  $e_{ij}$  são dados por:

$$e_{ij} = \hat{\varepsilon}_{ij} = y_{ij} - \bar{y}_{i.} \quad \text{pois} \quad e_{ij} = \hat{\varepsilon}_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij}$$

Através da análise dos resíduos  $e_{ij}$  pode-se verificar se as suposições do modelo estão satisfeitas, pois pode-se verificar normalidade, homogeneidade, independência, bem como permite detectar a presença de valores aberrantes ("outliers"), que é uma das causas, a mais comum, de não-aditividade.

2.2. Verificação estatística de aditividade:

Teste de aditividade de Tukey.

2.3. Verificação estatística de normalidade:

Testes de normalidade (testes de aderência)

- Teste  $\chi^2$
- Teste de Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov)

2.4. Verificação estatística de independência:

Teste de independência

- Teste do sinal (teste Cox-Stuart)

2.5. Verificação estatística de homocedasticidade:

Testes de homogeneidade de variâncias

- Teste de Bartlett
- Teste de Cochran
- Teste de Hartley ou F máximo

2.1. Análise de resíduos

Exemplo: DCC  $y = \text{ganho de peso} = \text{peso final} - \text{peso inicial}$   
4 rações; 5 repetições/ração suínos

Ração	Repetições					Médias	Variâncias
	1	2	3	4	5		
A	35	19	31	15	30	26	73
B	40	35	46	41	33	39	26,5
C	39	27	20	29	45	32	99
D	27	12	13	28	30	22	76,5
Médias	—————					29,75	68,75

Resíduos:  $e_{ij} = y_{ij} - \bar{y}_i$

Ração	Repetições				
	1	2	3	4	5
A	9	-7	5	-11	4
B	1	-4	7	2	-6
C	7	-5	-12	-12	13
D	5	-10	-9	-9	8

Resíduos Padronizados:

$$e_{ij} = e_{ij} / \sqrt{QME} = e_{ij} / \sqrt{68,75} = e_{ij} / 8,2916$$

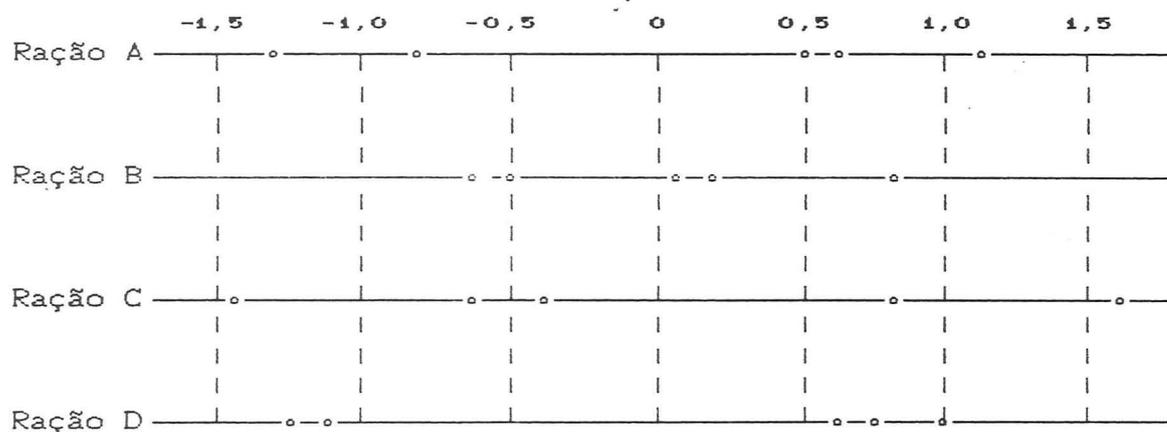
Ração	Respetições				
	1	2	3	4	5
A	1,1	-0,8	0,6	-1,3	0,5
B	0,1	-0,5	0,8	0,2	-0,7
C	0,8	-0,6	-1,4	-0,4	1,6
D	0,6	-1,2	-1,1	0,7	1,0

ANOVA

C. Variação	GL	SQ	QM	F
Rações	3	823,75	274,57	3,99
Erro	16	1100	68,75	
Total	19	1923,75		

$$e_{ij} \cap N(0, \sigma^2) \Rightarrow \frac{e_{ij}}{\sqrt{\sigma^2}} \cap N(0, 1)$$

VERIFICAÇÃO DE HOMOCEASTICIDADE E PRESENÇA DE VALORES ABERRANTES.



(i) A variabilidade dos resíduos é aproximadamente igual nos 4 tratamentos (rações) o que comprova a suposição de igualdade das variâncias dentro de cada tratamento (homocedasticidade dos erros).

Cii) Nenhum resíduo é muito maior ou menor que os demais, garantindo a não-existência de valores aberrantes ("outliers").

Como todos  $|e_{ij}^*| < 1,96$ , onde  $e_{ij}^* = \frac{e_{ij}}{\sqrt{QME}}$ ,

considera-se a não-existência de "outliers" com confiabilidade de 95%.

#### VERIFICAÇÃO DE INDEPENDÊNCIA.

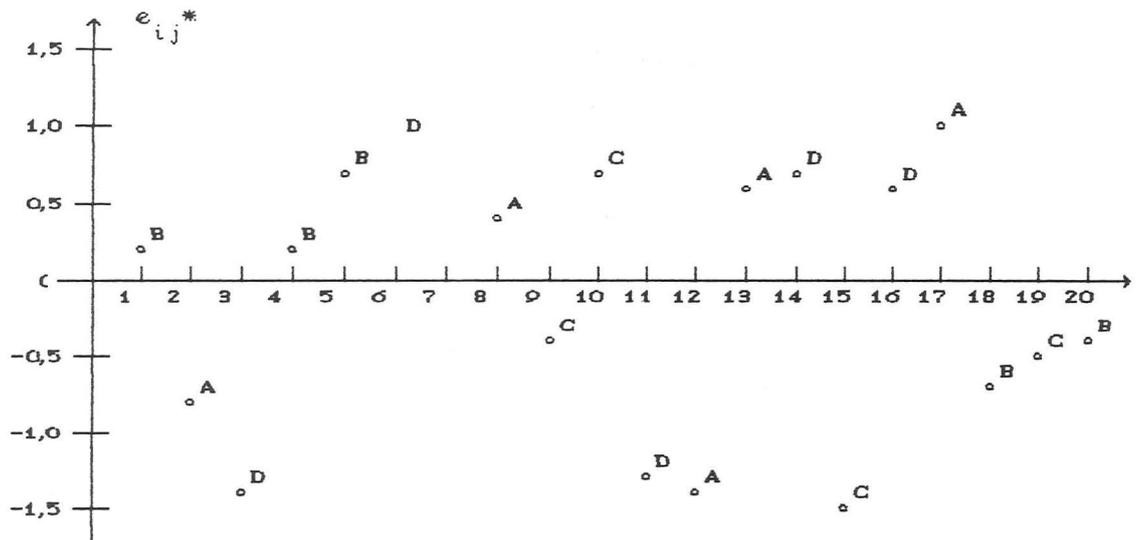
Conjunto das UE

Conjunto dos Tratamentos

1	2	3	4		
5	6	7	8	9	10
11	12	13	14	15	
16	17	18	19		
	20				

A
B
C
D

Ração	Repetição				
	1	2	3	4	5
A	17	2	13	12	8
B	1	20	5	4	18
C	10	19	15	9	7
D	16	3	11	14	6



Os resíduos se distribuem erraticamente (sem nenhuma ordem) em relação ao eixo das abcissas, o que indica a validade da suposição de independência.

## 2.2. Verificação Estatística de Aditividade

## 2.3. Verificação Estatística de Normalidade

## 2.4. Verificação Estatística de Independência

## 2.5. Verificação estatística de homocedasticidade

Tratamentos	1	2	...	t
Variâncias	$\sigma_1^2$	$\sigma_2^2$	...	$\sigma_t^2$
Nº de repetições	$r_1$	$r_2$	...	$r_t$
GL	$r_1 - 1$	$r_2 - 1$	...	$r_t - 1$

Ho:  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_t^2$  [HOMOGENEIDADE DAS VARIÂNCIAS DE TRATAMENTOS]

Ha: Pelo menos 2 variâncias diferem [HETEROGENEIDADE DAS VARIÂNCIAS DE TRATAMENTOS]

### 2.5.1. Relação Empírica:

Se  $\frac{\text{maior variância}}{\text{menor variância}} \leq 4$  (6 ou 7)  $\Rightarrow$  homogeneidade de variâncias

2.5.2. Testes de homogeneidade de variâncias:

(1) Teste de Bartlett

Para o teste de Bartlett calcula-se a estatística

$$\chi^2 = \frac{M}{C} \quad \text{onde}$$

$$M = 2,3026 \left[ \sum_{i=1}^t (r_i - 1) \log \bar{\sigma}^2 - \sum_{i=1}^t (r_i - 1) \log \sigma_i^2 \right]$$

Fator que converte logaritmo na base decimal para logaritmo na base e.

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^t (r_i - 1) \sigma_i^2}{\sum_{i=1}^t (r_i - 1)} = \text{QME}$$

$$C = 1 + \frac{1}{3(t-1)} \left[ \sum_{i=1}^t \frac{1}{(r_i - 1)} - \frac{1}{\sum_{i=1}^t (r_i - 1)} \right]$$

Se  $r_1 = r_2 = \dots = r_t = r$  então

$$M = 2,3026 (r-1) \left[ t \log \bar{\sigma}^2 - \sum_{i=1}^t \log \sigma_i^2 \right]$$

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^t \sigma_i^2}{t} = \text{QME}$$

$$C = 1 + \frac{1}{3(t-1)} \left[ \frac{t}{r-1} - \frac{1}{t(r-1)} \right] = 1 + \frac{1}{3(t-1)(r-1)} \underbrace{\left[ \frac{t^2 - 1}{t} \right]}_{\frac{t^2 - 1}{t}}$$

$$= 1 + \frac{1}{3(t-1)(r-1)} \left[ \frac{(t+1)(t-1)}{t} \right] = 1 + \frac{t+1}{3t(r-1)}$$

Sob  $H_0$   $\frac{M}{C} \sim \chi^2(t-1)$

Logo rejeita-se  $H_0$  ao nível  $\alpha$  de significância se

$$\chi^2 \text{ calculado} > \chi^2_{\alpha}(t-1)$$

(2) Teste de Cochran

Calcula-se a estatística C, onde

$$C = \frac{\text{maior variância}}{\sum_{i=1}^t \sigma_i^2}$$

Rejeita-se  $H_0$  ao nível  $\alpha$  de significância se

$$C_{\text{calculado}} > \underbrace{C_{\alpha} [t, (r-1)]}_{\text{Valor tabelado}}$$

(3) Teste de Hartley ou Teste F Máximo

Calcula-se a estatística H, onde  $H = \frac{\text{maior variância}}{\text{menor variância}}$

Rejeita-se  $H_0$  ao nível  $\alpha$  de significância se

$$H_{\text{calculado}} > \underbrace{H_{\alpha} (t, r)}_{\text{Valor tabelado}}$$

Exemplo:

	Ração	$\sigma_i^2$	$\log \sigma_i^2$
t = 4	A	73	1,8633
r = 5	B	26,5	1,4232
	C	99	1,9956
	D	76,5	1,8837
	Total	275	7,1658

Relação Empírica:

$$\frac{\text{maior var}}{\text{menor var}} = \frac{99}{26,5} = 3,7424$$

↓  
HOMOCEDASTICIDADE

$H_0: \sigma_A^2 = \sigma_B^2 = \sigma_C^2 = \sigma_D^2$

$H_a$ : Pelo menos 2 variâncias diferem.

(1) Teste de Bartlett

$$\bar{\sigma}^2 = \text{QME} = 68,75$$

$$M = 2,3026 (4) \left[ (4)(1,8373) - 7,1658 \right] \xrightarrow{\log (68,75)}$$

$$= 9,2104 [7,3491 - 7,1658]$$

$$= 9,2104 [0,1833] = 1,6883$$

$$C = 1 + \frac{4 + 1}{3(4)(4)} = 1 + \frac{5}{48} = 1,104$$

$$\chi^2 = \frac{M}{C} = \frac{1,6883}{1,104} = 1,53$$

$$\chi^2 = 1,53 < \chi^2_{.05}(3) = 7,81$$

Aceita-se  $H_0$ . As evidências amostrais não são suficientes para comprovar que as variâncias sejam diferentes. Logo é razoável admitir a hipótese de homogeneidade de variâncias (homocedasticidade).

(2) Teste de Cochran

$$C = \frac{98}{275} = 0,36$$

$$\alpha = 0,05 \rightarrow C_{.05}(4,4) = 0,6287$$

$$C = 0,36 < C_{.05}(4,4) = 0,6287 \rightarrow \text{aceita-se } H_0.$$

(3) Teste de Hartley ou Teste F Máximo

$$H = \frac{99}{26,5} = 3,74$$

$$\alpha = 0,05 \rightarrow H_{.05}(4,5) = 20,6$$

$$H = 3,74 < H_{.05}(4,5) = 20,6 \rightarrow \text{aceita-se } H_0.$$

### 3. CONSEQUÊNCIAS DE FALHAS NAS SUPOSIÇÕES DA ANÁLISE DE VARIÂNCIA.

#### 3.1. Não-Normalidade:

(i) Modelo de efeito fixo

- nível de significância levemente superior do especificado
- poder levemente menor
- estimativas por ponto continuam imparciais

(ii) Modelo de efeito aleatório

- estimativas pontuais imparciais dos componentes de variância
- influência acentuada nas estimativas por intervalo para componentes de variância

### 3.2. Heterogeneidade de variâncias (= heterocedasticidade):

- (i) Teste F para dados balanceados (= nº de repetições por tratamento) é robusto, no caso de modelo de efeito fixo, à heterogeneidade de variâncias.
- (ii) Teste de contrastes ficam sensivelmente afetados pela heterogeneidade de variâncias.
- (iii) Para modelo de efeito aleatório, heterogeneidade de variâncias tem acentuado efeito na inferência de componentes de variância, no caso de dados balanceados ou não.

### 3.3. Não-independência dos erros:

- Não-independência tem sérios efeitos na análise de variância, tanto no caso de modelo de efeito fixo como aleatório.
- Influência sobre nível de significância e poder.
- Casualização adequada é a principal recomendação para evitar ocorrência de não-independência.
- Mudança do modelo com inclusão de termos não considerados, podem eliminar dependência dos erros.

### 3.4. Não-aditividade:

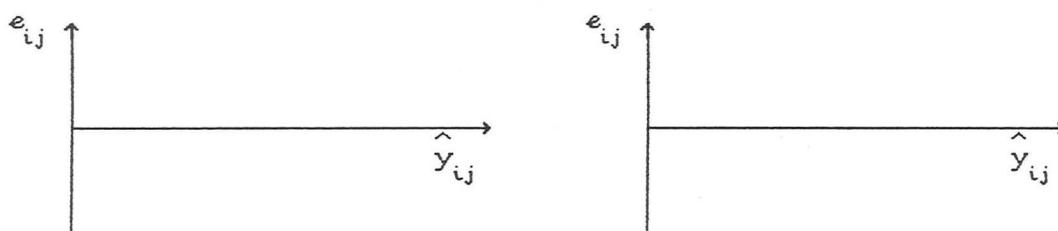
- Influência sobre as inferências da análise de variância (estimação e teste de hipótese).
- Perda de informação.
- Menor precisão.

## 2.18. TRANSFORMAÇÕES DE DADOS

### 4. TRANSFORMAÇÃO DE DADOS.

#### 4.1. Gráfico dos resíduos versus valores ajustados $\hat{y}_{ij}$ :

Se o modelo é correto e se as suposições são satisfeitas, os resíduos não deveriam apresentar estrutura nenhuma, em particular eles deveriam ser não-relacionados com qualquer outra variável incluindo a resposta  $y_{ij}$ . Uma verificação simples é o gráfico de resíduos com os valores ajustados  $\hat{y}_{ij}$ . Este tipo de gráfico detecta especialmente problemas de variância não-constante (heterocedasticidade), como por exemplo quando os resíduos crescem ou decrescem com a magnitude dos dados, apresentando o gráfico uma estrutura tipo megafone ou funil.



Variância não-constante decorre de não-normalidade, (heterogeneidade regular) principalmente por problemas de assimetria, onde para distribuições assimétricas a variância tende a ser função da média. Resposta errática de tratamentos também podem provocar variância não-constante (heterogeneidade do tipo irregular).

O procedimento usual para resolver problemas de variância não-constante é a aplicação de uma transformação para estabilizar a variância e então realizar a análise de variância com os dados transformados.

#### Exemplo

Realizou-se um experimento com o objetivo de verificar o efeito de cinco inseticidas no controle do curcúlio da ameixa. Observou-se o número de larvas de curcúlio da ameixa que surgem em gaiolas sobre solo tratado, obtendo-se os seguintes resultados:

Tratamentos (Inseticida)

	A	B	C	D	E	Testemunha
	14	7	6	95	37	212
	6	1	1	133	31	172
	8	0	1	86	13	202
	36	15	4	115	69	217
$\bar{y}_i$	16	6	3	107	38	201
A	30	15	5	47	56	45
$s_i^2$	190	48	6	442	545	406
$s_i$	14	7	2	21	23	20

Hartley

$$H = \frac{\text{maior var}}{\text{menor var}} = \frac{545}{6} = 90,8 > H_{.05}(6,4) = 62,3$$

↓ Variâncias heterogêneas

ANOVA p/ dados originais

C. Variação	GL	SQ	QM	F
Trat	5	122639	24528	89,97
Erro	18	4907	273	
Total	23	127546		

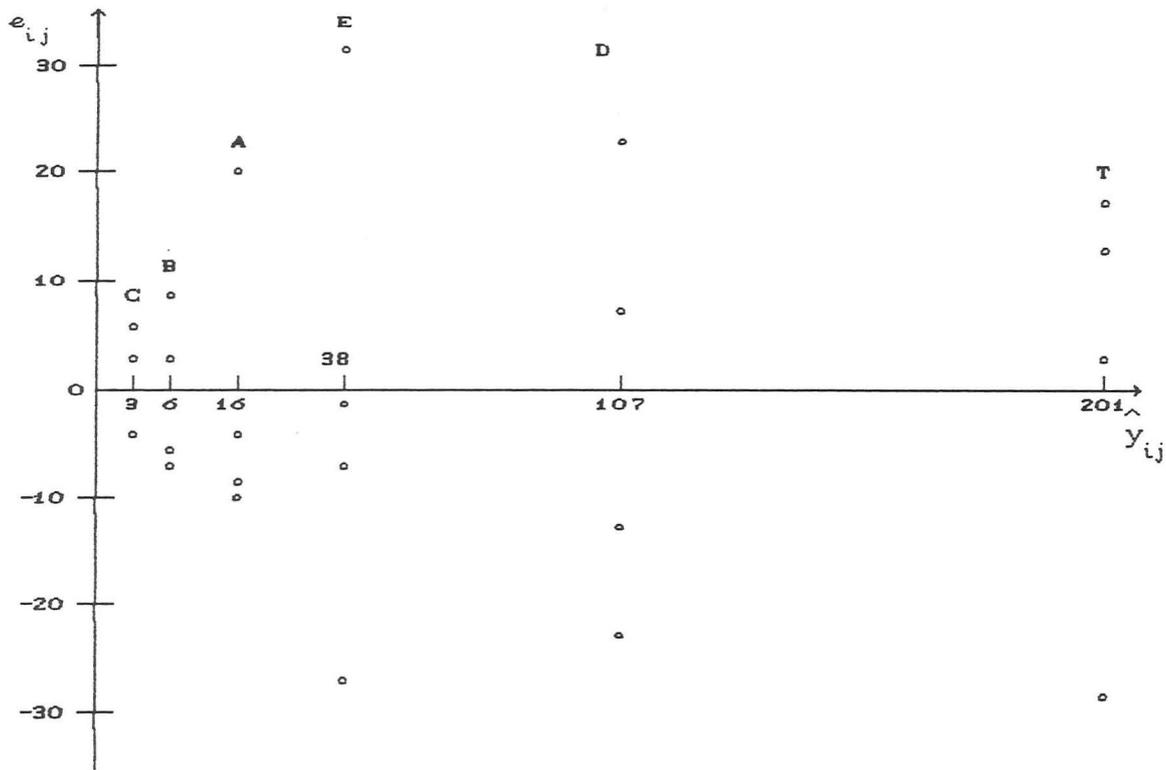
Não  
Válido

Resíduos:  $e_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij} = \hat{y}_{ij} - \bar{y}_i$

Tratamentos (Inseticidas)

	A	B	C	D	E	Test.
	-2	1	3	-12	-1	11
	-10	-5	-2	23	-7	-29
	-8	-6	-2	-21	-25	1
	20	9	1	8	31	16
$\bar{y}_i$	16	6	3	107	38	201

Gráfico  $e_{ij}$  versus  $\hat{y}_{ij}$



4.2. Seleção de uma transformação para estabilizar a variância:

Se o pesquisador conhece a distribuição teórica das observações, ele pode utilizar esta informação na escolha da transformação. Por exemplo se as observações seguem a distribuição de Poisson, então a transformação raiz quadrada

$$y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}} \quad \text{ou} \quad y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij} + 1}$$

seria usada. Se os dados seguem uma distribuição log-normal, então uma transformação logaritmo é adequada ( $y_{ij}^* = \log y_{ij}$ ). Para dados com distribuição binomial expressos em proporção a transformação arco seno é apropriada,  $y_{ij}^* = \arcsen y_{ij}$ .

Quando o pesquisador não conhece a distribuição das observações (não conhece a relação entre variância e média) pode-se empiricamente estimar a forma da transformação requerida pelos dados.

#### 4.3. Principais transformações:

(1) Transformação raiz quadrada (  $y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}}$  )

Adequada principalmente para dados de contagem, quando os valores são pequenos relacionados com o universo de medida, tal como contagens por unidade de área; variáveis que tem distribuição de Poisson (nº de insetos/m<sup>2</sup>, nº de plantas/m<sup>2</sup>, nº de grãos/espiga, ...) na qual existe relação e proporcionalidade entre variâncias e médias, isto é,  $\hat{\sigma}_i^2 / \bar{y}_i$  tende a ser constante.

A transformação raiz quadrada também é usada para dados de contagem, expressos em % , quando os valores estiverem no intervalo 0 - 20% ou 80 - 100% .

Quando existir valores inferiores a 10 e/ou existir valores zeros é comum utilizar-se

$$y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij} + 1/2} \quad \text{ou} \quad y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij} + 1} \quad \text{ou}$$
$$y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}} + \sqrt{y_{ij} + 1}$$

que são mais eficientes para estabilizar a variâncias dentro dos tratamentos.

(2) Transformação logaritmo [  $y_{ij}^* = \log (y_{ij})$  ]

Transformação adequada para valores que cobrem grande amplitude de variação.

Quando existir valores menores do que 10 e/ou ocorrer valores nulos utiliza-se

$$\log (y + 1/2) \quad \text{ou} \quad \log (y + 1) \quad \text{ou} \quad \log (y + 10)$$

Transformação utilizada para dados de contagem ou de medição, quando o desvio padrão (amplitude) é proporcional a média, isto é, quando  $\hat{\sigma}_i / \bar{y}_i$  tende a ser constante.

(3) Transformação angular ou arco-seno

$$( y_{ij}^* = \text{arco-seno} \sqrt{y_{ij}} \quad , \text{ onde } y_{ij} \text{ expresso em } \% )$$

Transformação para dados de contagem, expressos em % , que representam a ocorrência de certa característica, produzindo uma classificação em 2 categorias ou classes, ou seja, dados que

se distribuem conforme a distribuição binomial.

Exemplo: % de sementes germinadas, % de frutas atacadas, % de plantas infectadas, % de animais doentes, % de peças defeituosas, etc...

Transformação:

$$\begin{array}{l} \% \longrightarrow \text{ângulos (graus)} \\ 100 \longrightarrow 90^\circ \end{array}$$

Quando existir valor zero é preferível substituí-lo por  $\frac{1}{4n}$  % e o valor 100% por  $(100 - \frac{1}{4n})\%$

Para se proceder a transformação pode-se utilizar a tabela de Bliss, que é uma tabela especial para este fim.

#### (4) Transformação recíproca

Quando o desvio padrão é proporcional ao quadrado da média, isto é, quando  $\hat{\sigma}_i / (\bar{y}_i)^2$  tende a ser constante, utiliza-se a transformação recíproca, dada por

$$y_{ij}^* = \frac{1}{y_{ij}}$$

Resumo:

<u>Distúrbio</u>	<u>Solução</u>
(1) Não-Normalidade	(i) Transformação de dados (ii) ANOVA não-paramétrica (iii) Modelos lineares generalizados (MLG)
(2) Heterocedasticidade	
(3) Não-independência	(i) Casualização adequada (ii) ANOVA não-paramétrica (iii) MLG
(4) Não-aditividade: "outliers"	(i) Eliminar os "outliers" (ii) Transformação de dados (iii) ANOVA não-paramétrica

Exemplo: Larvas de curcúlio da ameixa.

	Tratamentos					
	A	B	C	D	E	Testemunha
$A / \bar{y}$	1,9	2,5	1,7	0,4	1,5	0,2
$\Delta / \bar{y}$	0,9	1,2	0,7	0,2	0,6	0,1
$\Delta^2 / \bar{y}$	11,9	8	2	4,1	14,3	2,0

} certa proporcionalidade

Transformação: Logarítmo

$$\text{Valor zero} \Rightarrow \log (y_{ij} + 10) = y_{ij}^*$$

	Tratamentos						
	A	B	C	D	E	Testemunha	
$y_{i.}$	1,38	1,23	1,20	2,02	1,67	2,35	
	1,20	1,04	1,04	2,16	1,61	2,26	
	1,26	1,00	1,04	1,98	1,36	2,33	
	1,66	1,40	1,15	2,10	1,90	2,36	
$y_{i.}$	5,50	4,67	4,43	8,26	6,54	9,30	38,7
$\bar{y}_{i.}$	1,375	1,1675	1,1075	2,065	1,635	2,325	1,6125
$\Delta_i^2$	0,0417	0,0341	0,0065	0,0065	0,0492	0,0020	

Teste de Homogeneidade de Variâncias: Teste de Hartley

$$H_0: \sigma_A^2 = \sigma_B^2 = \sigma_C^2 = \sigma_D^2 = \sigma_E^2 = \sigma_{\text{Test}}^2$$

$H_a$ : Pelo menos duas variâncias diferem.

$$H = \frac{\text{maior variância}}{\text{menor variância}} = \frac{0,0492}{0,0020} = 24,6$$

$$\alpha = 0,05 \quad t = 6 \quad r = 4 \quad H_{0,05}(6,4) = 62,0$$

$$H = 24,6 < H_{0,05}(6,4) = 62,0$$

As evidências amostrais não são suficientes para comprovar que as variâncias são heterogêneas  $\rightarrow$  homocedasticidade.

Análise de variância para os dados transformados por  $\log(y+10)$

Causas de variação	GL	SQ	QM	F
Tratamentos	5	4,8895	0,9779	41,97 **
Erro Experimental	18	0,4202	0,0233	válida
Total	23	5,3097		

CV = 9,47%

$F_{.05}(5,18) = 4,25$

Os tratamentos se diferenciam quanto a sua eficiência no controle de larvas de curcúlio de ameixa.

Teste de Tukey

$$\Delta = q_{.05}(6,18) \sigma_{\bar{y}} = (4,49)(0,0763) = 0,3427$$

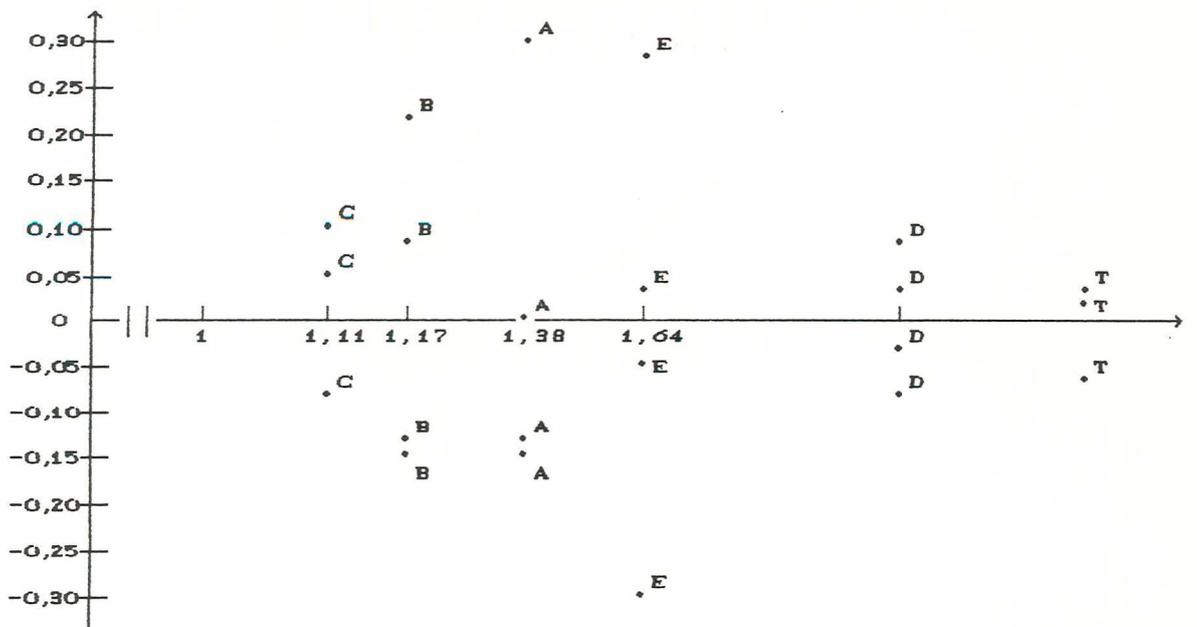
$$\sigma_{\bar{y}} = \sqrt{\frac{QME}{r}} = \sqrt{\frac{0,0233}{4}} = 0,0763$$

Tratamentos	Médias Transformadas	Médias Originais	
Testemunha	2,375	201	a
D	2,065	107	a
E	1,635	38	b
A	1,375	16	bc
B	1,1675	6	c
C	1,1075	3	c

Médias seguidas de mesma letra não diferem significativamente pelo teste de Tukey a 5% : B e C mais eficientes.

Resíduos:  $e_{ij}^* = y_{ij}^* - \hat{y}_{ij}^* = y_{ij}^* - \bar{y}_{i.}^*$

	Tratamentos					
	A	B	C	D	E	Test
	0	0,06	0,04	-0,04	0,03	0,03
	-0,18	-0,13	-0,07	0,10	-0,03	-0,06
	-0,12	-0,17	-0,07	-0,08	-0,28	0,01
	0,28	0,23	0,04	0,04	0,26	0,04
$\bar{y}_{i.}$	1,38	1,17	1,11	2,06	1,64	2,32



## 2.19. BUSCA DA TRANSFORMAÇÃO

Seja  $E_{(y)} = \mu$  a média de  $y$  e supõe-se que o desvio padrão de  $y$  é proporcional a uma potência da média de  $y$  tal que

$$\sigma_y \propto \mu^\alpha$$

Desejamos encontrar uma transformação de  $y$  que produz uma variância constante. Supõe-se que a transformação é uma potência dos dados originais, por exemplo  $y^* = y^\lambda$ .

Então pode-se mostrar que

$$\sigma_{y^*} \propto \mu^{\lambda+\alpha-1}$$

Logo se tomarmos  $\lambda=1-\alpha$ , então a variância dos dados transformados  $y^*$  é constante.

As transformações mais comuns são sintetizadas a seguir:

Relação entre $\sigma_y$ e $\mu$	$\alpha$	$\lambda=1-\alpha$	Transformações
$\sigma_y \propto$ constante	0	1	Nenhuma
$\sigma_y \propto \mu^{1/2}$	1/2	1/2	Raiz Quadrada $\leftarrow$ dados $\cap$ Poisson
$\sigma_y \propto \mu$	1	0	Logarítmo
$\sigma_y \propto \mu^{3/2}$	3/2	-1/2	Raiz quadrada recíproca
$\sigma_y \propto \mu^2$	2	-1	Recíproca

### SELEÇÃO EMPÍRICA DE $\alpha$

Em muitas situações experimentais, onde existem repetições, podemos empiricamente estimar  $\alpha$  dos dados. Desde que no  $i$ -ésimo tratamento

$$\sigma_{y_i} \propto \mu_i^\alpha = \theta \mu_i^\alpha$$

onde  $\theta$  é uma constante de proporcionalidade ( $\sigma_{y_i} = \theta \mu_i^\alpha$ ).

Usando logaritmo obtemos

$$\log \sigma_{yi} = \log \theta + \alpha \log \mu_i$$

Assim um gráfico de  $\log \sigma_{yi}$  e  $\log \mu_i$ , produziria uma reta com inclinação  $\alpha$ .

Desde que não conhecemos  $\sigma_{yi}$  e  $\log \mu_i$ , utiliza-se a média  $\bar{y}_i$  e o desvio padrão  $s_i$  do tratamento  $i$  como estimadores de  $\mu_i$  e  $\sigma_{yi}$  e a inclinação da linha reta ajustada como estimativa de  $\alpha$ , ou seja

$$\underbrace{\log s_i}_y = \log \theta + \hat{\alpha} \underbrace{\log \bar{y}_i}_x$$

Exemplo:

Um engenheiro está interessado em determinar se quatro diferentes métodos de estimação da frequência de ocorrência de enchentes produzem equivalentes estimativas do pico de vazão quando aplicados à mesma bacia de um rio. Cada procedimento é usado 6 vezes na bacia do rio e os resultados de vazão foram os seguintes:

Método de estimação	Observações						$\bar{y}_i$	$s_i$
1	0,34	0,12	1,23	0,70	1,75	0,12	0,71	0,66
2	0,91	2,94	2,14	2,36	2,86	4,55	2,63	1,09
3	6,31	8,37	9,75	6,09	9,82	7,24	7,93	1,66
4	17,15	11,52	10,95	17,20	14,35	16,82	14,72	2,77

ANOVA para dados originais

C. Variação	GL	SQ	QM	F
Métodos	3	708,3471	236,1157	76,07 **
Erro	20	62,0811	3,1041	
Total	23	770,4282		

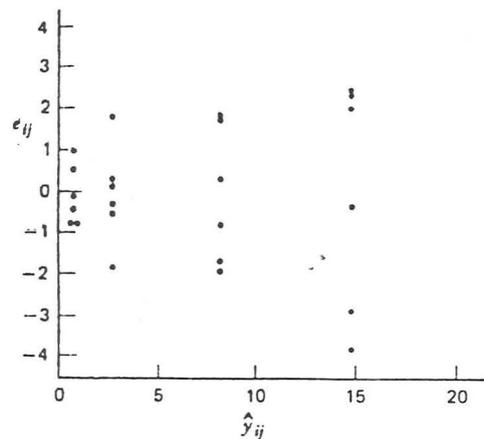
ANOVA para dados transformados  $y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}}$

C. Variação	GL	SQ	QM	F
Métodos	3	32,6842	10,8947	81,05 **
Erro	20	2,6884	0,1344	
Total	23	35,3726		

Resíduos  $e_{ij} = y_{ij} - \hat{y}_{ij} = y_{ij} - \bar{y}_i$ .

Método	Observações						$\hat{y}_{ij} = \bar{y}_i$
1	-0,37	-0,59	0,52	-0,01	1,04	-0,59	0,71
2	-1,72	0,31	-0,49	-0,27	0,23	1,92	2,63
3	-1,62	0,44	1,82	-1,84	1,89	-0,69	7,93
4	2,43	-2,90	-3,77	2,48	-0,37	2,10	14,72

Gráfico resíduos  $e_{ij}$  versus valores ajustados  $\hat{y}_{ij}$



Estrutura de funil, os resíduos crescem com a medida que crescem  $\hat{y}_{ij}$ .

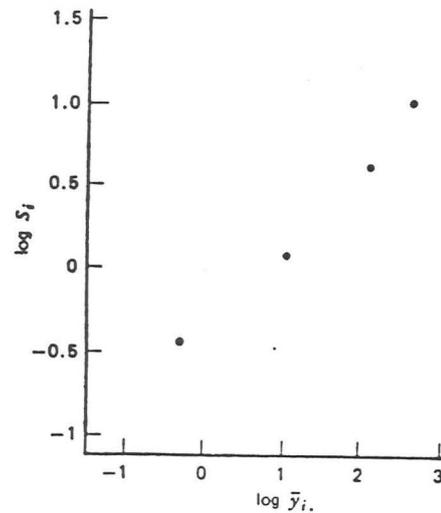
↓

Variância não constante, ou seja, de Heterocedasticidade

.  $\log \bar{y}_{i.}$  e  $\log \sigma_i$

$\bar{y}_{i.}$	$\sigma_i$	$\hat{\log y_{i.}}$	$\hat{\log \sigma_i}$
0,71	0,66	-0,1487	-0,1805
2,63	1,09	0,4200	0,0374
7,93	1,66	0,8993	0,2201
14,72	2,77	1,1679	0,4425

Gráfico  $\log \sigma_i$  versus  $\log \bar{y}_{i.}$



. Equações de Regressão:

$$\hat{y}_i = -0,1342 + 0,4517x$$

$$\hat{y} = \log \theta + \hat{\alpha} x$$

$$\hat{\alpha} = 0,4517 \cong 1/2$$

$\uparrow$   
 $\log \sigma_i$

$\uparrow$   
 $\log \bar{y}_{i.}$

↓  
Transformação raiz quadrada

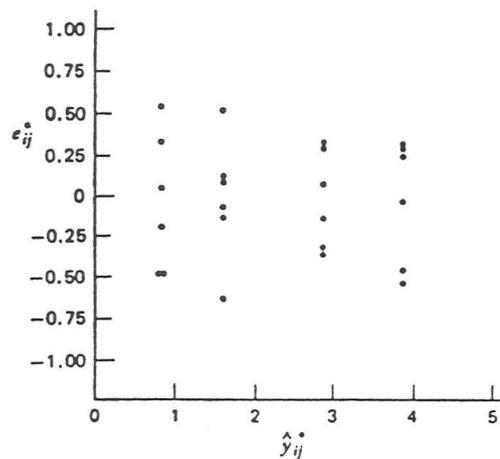
. Transforma-se dos dados para  $y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}}$

Método	Observações						$\bar{y}_{i.}^*$
1	0,5831	0,3464	1,1091	0,8367	1,3229	0,3464	0,7574
2	0,9539	1,7146	1,4629	1,5362	1,6912	2,1331	1,5820
3	2,5120	2,8931	3,1225	2,4678	3,1337	2,6907	2,8033
4	4,1413	3,4380	3,3091	4,1473	3,7881	4,1012	3,8208

. Resíduos  $e_{ij}^* = y_{ij}^* - \hat{y}_{ij}^* = y_{ij}^* - \bar{y}_{i.}^*$

Método	Observações						$\hat{y}_{ij}^* = y_{i.}^*$
1	-0,1743	-0,4110	0,3517	0,0793	0,5655	-0,4110	0,7574
2	-0,6281	0,1326	-0,1191	-0,0458	0,1092	0,5511	1,5820
3	-0,2913	0,0898	0,3192	-0,3355	0,3304	-0,1126	2,8033
4	0,3205	-0,3828	-0,5117	0,3265	-0,0327	0,2804	3,8208

. Gráfico resíduos  $e_{ij}^*$  versus valores ajustados  $\hat{y}_{ij}^*$



Não se verifica estrutura de funil, não se evidenciando relação entre  $e_{ij}^*$  e  $\hat{y}_{ij}^*$ .

. Análise de variância com os valores transformados  $y_{ij}^* = \sqrt{y_{ij}}$

. ANOVA, técnicas de complementação com dados transformados. Apresentação de resultados com dados originais.

A transformação utilizada simplesmente para atender as suposições do modelo.

Publicações do Instituto de Matemática da UFRGS

Cadernos de Matemática e Estatística

Série B: Trabalho de Apoio Didático

1. Elsa Mundstock - Curso Básico Sobre Wordstar 3.45 - MAR/89
2. Jaime B. Ripoll - Introdução ao Cálculo Diferencial Via Funções de Uma Variável Real - OUT/89
3. Edmund R. Puczyłowski - Dimension of Modular Lattices - JUN/90
4. Marcos Sebastiani - Geometrias Não Euclidianas - JUL/90
5. Sandra R. C. Pizzatto - Cálculo Numérico - AGO/91
6. Vera Clotilde G. Carneiro - Elementos de Cálculo para Biologia - AGO/91
7. Elsa Mundstock - Iniciação ao SPSS/PC - SET/91
8. Elisa Hagg, Loiva C. de Zeni, Maria Alice Gravina e Vera Carneiro - Notas da 1ª Oficina de Matemática da UFRGS - JAN/92
9. Paulo Werlang de Oliveira, Elisabete Rambo, Suzana Lima dos Santos, Coordenação: Profª Maria Alice Gravina - A Tartaruga no Espaço Tridimensional - FEV/92
10. Silvio Possoli - Análise Multivariada - JUL/92
11. Dinara Westphalen Fernandez - Números Índices - OUT/92
12. Maria Teresinha Albanese - Coeficiente de Fidedignidade de um Instrumento de Medida - OUT/92
13. Vera Clotilde Carneiro e Sérgio Cláudio Ramos - Gráficos na Escola - DEZ/92

14. João Riboldi - Elementos Básicos de Estatística - JAN/93
15. Paulo W. de Oliveira e M. Alice Gravina - Logo: Manual do Usuário - MAR/93
16. Ruben Markus, Elsa C. de Mundstock, Dinara W. X. Fernandez e João Riboldi - Exercícios de Métodos Estatísticos - AGO/93
17. Loiva C. de Zeni e M. Alice Gravina - Sugestões de Atividades no Ambiente Logo para a Exploração de Conteúdos Matemáticos dos Currículos Escolares de 1º e 2º Grau - SET/93
18. João Riboldi - Delineamentos Experimentais de Campo, Parte 1 - SET/93
19. Marlusa Benedetti, Patrícia P. Gil, Shirley I. Techera, Angela Andreotti, Milene Milan, Marlise Moraes, Luciana Santos, Augustinho Zimmermann, Coordenação: Profª Maria Alice Gravina - Atividades em Geometria Usando Recortes - OUT/93
20. João Riboldi - Delineamentos Experimentais de Campo, Parte 2 - OUT/93
21. Anne C. Rutsatz, Édina R. de C. Alexandre, Gorete Losada, M. Alice Gravina, Rosemary P. Disconzi, Shirley Techera e Vera C. G. Carneiro - O Pensamento e a Linguagem da Álgebra: Tabelas, Gráficos e Equações - DEZ/93
22. Dinara W. X. Fernandez - Estatística Descritiva I - JAN/94
23. João Riboldi - Planejamento e Análise de Experimentos, Parte 1 - FEV/94

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA  
NÚCLEO DE ATIVIDADES EXTRA CURRICULARES

Os Cadernos de Matemática e Estatística publicam as seguintes séries:

Série A: Trabalho de Pesquisa

Série B: Trabalho de Apoio Didático

Série C: Colóquio de Matemática SBM/UFRGS

Série D: Trabalho de Graduação

Série F: Trabalho de Divulgação

Série G: Textos para Discussão

Toda correspondência com solicitação de números publicados e demais informações deverá ser enviada para:

NAEC - NÚCLEO DE ATIVIDADES EXTRA CURRICULARES  
INSTITUTO DE MATEMÁTICA - UFRGS  
AV. BENTO GONÇALVES, 9500 - PRÉDIO 43111  
CEP 91509 - 900 AGRONOMIA - POA/RS  
FONE: 336 92 22 OU 339 13 55 OU 228 16 33  
RAMAL 6197  
FAX: 336 15 12



SABi



UFRGS 05673855