

Universidade Federal de São João Del Rei

Estatística

Experimental



Democratizando
Conhecimento

Ben Dêivide de O. Batista

Sumário

1 Pesquisa Científica e a Estatística	1
1.1 Pesquisa Científica	1
1.2 População	2
1.3 Amostra e amostragem	2
1.4 Inferência	3
1.5 Estágios da pesquisa científica	3
1.5.1 Identificação e formulação do problema científico	5
1.5.2 Formulação da hipótese científica	5
1.6 Estatística na pesquisa científica	5
2 Planejamento de experimentos	6
2.1 Conceitos básicos	7
2.1.1 Experimento ou Ensaio	7
2.1.2 Material experimental	7
2.1.3 Fator experimental	7
2.1.4 Nível	8
2.1.5 Tratamento	8
2.1.6 Testemunha	8
2.1.7 Parcada ou unidade experimental	8
2.1.8 Delineamento experimental	8
2.1.9 Área útil	9
2.1.10 Bordaduras	9
2.1.11 Área total	9
2.1.12 Erro experimental	9
2.2 Princípio básicos da experimentação	9
2.2.1 Casualização	9
2.2.2 Repetição	10
2.2.3 Controle experimental	10
2.2.3.1 Controle de técnicas experimentais	10
2.2.3.2 Controle local	10
2.2.3.3 Controle estatístico	10
2.3 Implicações do controle experimental	11
3 Exemplos Resolvidos	13
3.1 Delineamentos Inteiramente Casualizados	13
3.1.1 Exemplo sobre o peso médio final (Kg) de peixes	13
3.1.1.1 Solução analítica	14
3.1.1.2 Usando o R - Criando as rotinas	15

3.1.1.3	Usando o R - Rotinas de pacotes	18
3.1.1.4	Usando o SISVAR	19
3.1.1.5	Usando o SAS - Criando as rotinas	23
3.2	Delineamento em Blocos Casualizados	24
3.2.1	Exemplo sobre a produtividade (Kg/parcela) de variedades de alfafa	24
3.2.1.1	Solução analítica	24
3.2.1.2	Usando o R - Criando as rotinas	27
3.2.1.3	Usando o R - Rotinas de pacotes	29
3.2.1.4	Usando o SISVAR	32
3.2.1.5	Usando o SAS - Criando as rotinas	36
3.2.2	Exemplo do diâmetro de mudas de laranjeiras	38
3.2.2.1	Solução analítica	38
3.2.2.2	Usando o R - Criando as rotinas	41
3.2.2.3	Usando o R - Rotinas de pacotes	43
3.2.2.4	Usando o SISVAR	46
3.2.2.5	Usando o SAS - Criando as rotinas	50
3.3	Delineamento em Quadrado Latino	52
3.3.1	Exemplo do ganho de peso de suínos	52
3.3.1.1	Solução analítica	52
3.3.1.2	Usando o R - Criando as rotinas	55
3.3.1.3	Usando o R - Rotinas de pacotes	58
3.3.1.4	Usando o SISVAR	60
3.3.1.5	Usando o SAS - Criando as rotinas	65
3.4	Estudo do experimento após a ANAVA	67
3.4.1	Teste de médias	67
3.4.1.1	Solução analítica	68
3.4.1.2	Usando o SISVAR	78
3.4.1.3	Usando o R - Criando as rotinas	86
3.4.1.4	Usando o R - Rotinas de pacotes	86
3.4.1.5	Usando o SAS - Criando as rotinas	98
3.4.2	Régressão Linear	102
3.4.3	Estudo do efeito de compactação no solo	102
3.4.4	Estudo do efeito de compactação no solo	115
3.5	Esperimentos Fatoriais	116
3.6	Esperimentos Fatoriais	127
3.7	Análises interessantes	133
3.7.1	Granulometria do milho em ração para suínos	133
3.7.2	Usando o SISVAR	134
3.8	Usar DIC ou DBC	134
3.8.1	Exemplo da variedade de alho	134
3.8.1.1	Solução analítica	135
3.9	Planejamento de Experimentos	139
	Referências Bibliográficas	140

Capítulo 1

Pesquisa Científica e a Estatística



Descrever sobre a estatística experimental requer bases sobre a pesquisa científica. Assim, esse capítulo introduz bases sobre definições e ideias da importância da estatística no desenvolvimento da ciência. Esse capítulo foi baseado em Silva (2007).

1.1 Pesquisa Científica

A ciência de um modo geral, visa compreender o mundo em que o homem vive, tentando buscar o conhecimento da realidade por meio de um processo lógico de investigação. Ela é essencialmente um método de aproximação do mundo empírico, um local em que é suscetível de experiência do homem.

Em busca de explicações sobre os fenômenos naturais desse mundo empírico, o conhecimento científico propõe técnicas para tentar encontrar respostas para esses fenômenos. Essas técnicas seguem regras para que haja uma validade nos resultados encontrados. De um modo mais formal, chamaremos essa técnica de método científico, definido a seguir.

Definição 1.1: Método Científico

Um conjunto ordenado de operações, buscando a compreensão da natureza do problema sem a influência de conceitos preconcebidos do pesquisador é chamado de método científico.

Esse é o procedimento geral da ciência aplicada no processo de obtenção de conhecimento. E esse conhecimento para a ciência é cumulativo e não estático, de forma que nunca está completo e finalizado, mas numa verdade relativa, objetiva, lógica e em constante crescimento.

Com o advento da ciência, as perguntas do homem sobre os fenômenos passam de “porquê?” para indagar “Como?”. Por exemplo, um problema sobre a produtividade de melão no RN, podemos observar que em uma determinada região nesse estado, seja baixa. Como forma de explicação, poderiam simplesmente responder que a região específica no Estado, empiricamente, observa-se que as condições ambientais são desfavoráveis para o cultivo do melão. Para o pesquisador científico, essa simples resposta não satisfaz o problema. Com indagações mais refinadas, esse profissional perguntaria em que condições ambientais tem sido baixa? É o solo? Pragas e doenças? Clima? Mas, Quais as características relevantes no cultivo do melão para influenciar na produtividade? São as variedades? Fertilização e correção do solo? Irrigação?

A pesquisa científica é o processo de investigação sistemática, controlada, empírica e crítica de ideias (proposições hipotéticas) referentes a relações presumidas entre fenômenos com o propósito de descobrir fatos científicos e desenvolver teoria científica.

A seguir, iremos mostrar alguns elementos na pesquisa científica que são importantes para sua compreensão.

1.2 População

A pesquisa científica em particular, tem como propósito a solução de um problema referente aos unidades de interesse específico, que chamamos de população objetivo, ou mais simplesmente, população, em que é definido a seguir.

Definição 1.2: População

Uma coleção bem definida de unidades para a qual se deseja inferir, é chamada de população.

Cada unidade é chamado de elemento da população, e o número de unidades é denominado tamanho da população.

1.3 Amostra e amostragem

Trabalhar com todos os elementos da população tem grandes complicações devido ao custo, tempo, etc.. Quando isso é possível, estamos realizando um censo. Entretanto, podemos trabalhar com um subconjunto dessa população, de modo que consiga responder, por meio de seus elementos, às indagações propostas pela pesquisa à essa população. Esse subconjunto é denominado de amostra. De um modo mais formal, faremos a definição a seguir.

Definição 1.3: Amostra

Um subconjunto de unidades de uma população ou um conjunto de unidades construídos para representá-la é uma amostra dessa população.

O processo de escolha ou construção da amostra é denominado amostragem. A coleção de unidades da qual a amostra pode ser considerada representativa é denominada população amostrada. Os desvios da população amostrada em relação à população objetivo constituem o erro de amostragem. Em resumo, o processo de inferência para a generalização da amostra para a população objetivo compreende os dois passos ilustrados na Figura 1.1.

A forma de se avaliar cada elemento da amostra é verificar a característica de interesse e mensurá-la (Variável quantitativa) ou qualificá-la (Variável qualitativa). A mensuração de uma característica demanda uma regra de correspondência entre as alternativas da característica e os números de um grupo de um conjunto numérico, ou seja, uma função numérica, denominada

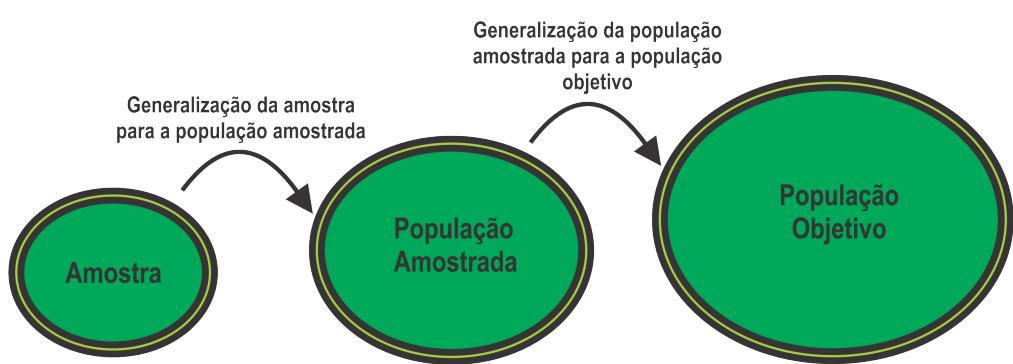


Figura 1.1: Os dois passos do processo de inferência para generalização da amostra para a população objetivo.

variável. Cada valor da variável, que representa uma alternativa particular da característica, é um nível dessa variável.

1.4 Inferência

No processo de raciocínio usado na pesquisa científica, partimos de uma ou mais pressuposições e procedemos a uma ou outra proposição, ou a outras pressuposições, cuja veracidade, acreditamos que seja implicada pela veracidade do primeiro conjunto de proposições. Esse processo psicológico é denominado inferência.

Dois processos de inferência se distinguem fundamentalmente:

- **Inferência Dedutiva:** É o processo de derivação do conhecimento de um membro específico de uma classe a partir do conhecimento geral referente a todos os membros da mesma classe.
- **Inferência Indutiva:** É o processo de raciocínio através do qual o conhecimento de alguns membros de uma classe é aplicado ou estendido a todos os membros desconhecidos da mesma classe.

1.5 Estágios da pesquisa científica

Podemos distinguir as seguintes operações para o procedimento geral da ciência para aquisição de conhecimento (Figura 1.2):

1. Problemas científicos;
2. Formulação de hipóteses;
3. Verificação empírica das hipóteses;
4. Análise e interpretação dos resultados das hipóteses;
5. Formulação de novos problemas.

A formulação de novos problemas é resultado da incorporação de novos conhecimentos à hipótese, daí essa propriedade circular do método científico, Figura 1.3.

Da pergunta inicial à sua resposta final, a pesquisa científica passa pelas seguintes etapas:



Figura 1.2: Incorporação de novos conhecimentos.

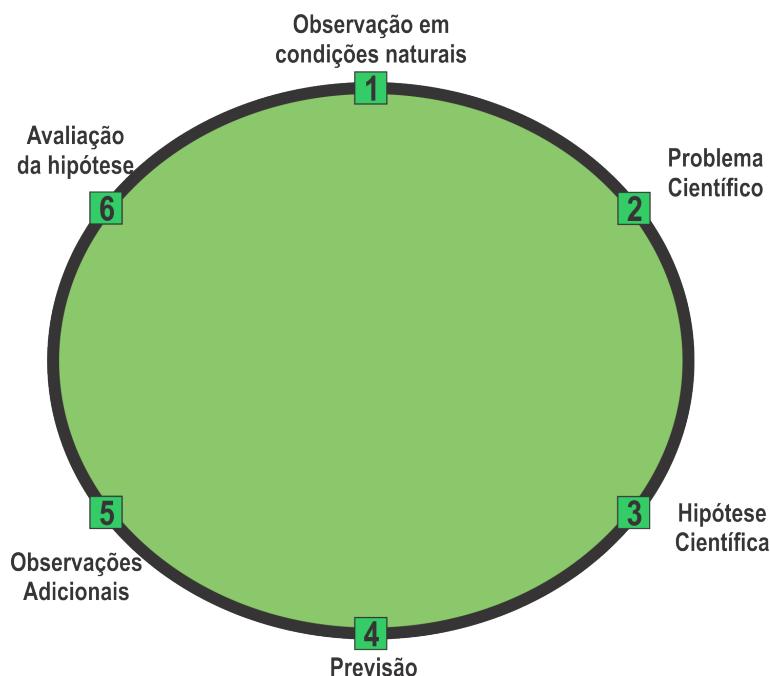


Figura 1.3: Propriedade circular do método científico.

1. Identificação e estabelecimento do problema científico;
2. Formulação da hipótese científica;
3. Revisão da literatura;
4. Construção do plano de pesquisa;
5. Coleta dos dados;
6. Análise e interpretação dos dados;
7. Derivação das conclusões, que pode conduzir à confirmação ou rejeição da hipótese original, e confirmação ou questionamento de resultados de outras pesquisas;
8. Apresentação dos resultados de relatório, e difusão desses resultados.

A seguir, vamos enfatizar duas etapas importantes da pesquisa científica, a identificação e formulação do problema, e a formulação da hipótese científica. **A ênfase nessas duas etapas é...**

1.5.1 Identificação e formulação do problema científico

Um problema científico referente aos unidades de uma população objetivo é uma indagação, questão ou pergunta específica referente a relações de conexão de características desses unidades que seja interpretável por meio do método científico, com as técnicas, procedimentos e recursos disponíveis.

1.5.2 Formulação da hipótese científica

Após a formulação do problema, a próxima etapa é a indagação referente à natureza e a conexões de características que conduz à idealização de um ou mais caminhos para a solução ou resposta ao problema. Cada um desses caminhos idealizados constitui uma hipótese de pesquisa.

Uma hipótese científica ou hipótese de pesquisa é uma proposição de solução ou resposta a um problema de pesquisa que é derivada de uma teoria por inferência dedutiva que permite um teste de confirmação empírica.

A função da hipótese científica é estender o conhecimento científico além das presentes fronteiras do conhecimento teórico. Assim, a hipótese científica é mais do que uma conexão entre especulação e verificação. É o fator essencial do crescimento do conhecimento científico.

Assim, o objetivo de uma pesquisa científica é a verificação de uma hipótese científica referente a um problema científico particular. Vale salientar que devido a impossibilidade do controle absoluto da manifestação de características explicativas e de características estranhas em qualquer pesquisa científica implica que um experimento jamais pode aprovar a hipótese que o origina, mas apenas verificará-la. Dessa forma, um experimento válido que proveja resultados que contradigam a hipótese é suficiente para rejeitá-la.

1.6 Estatística na pesquisa científica

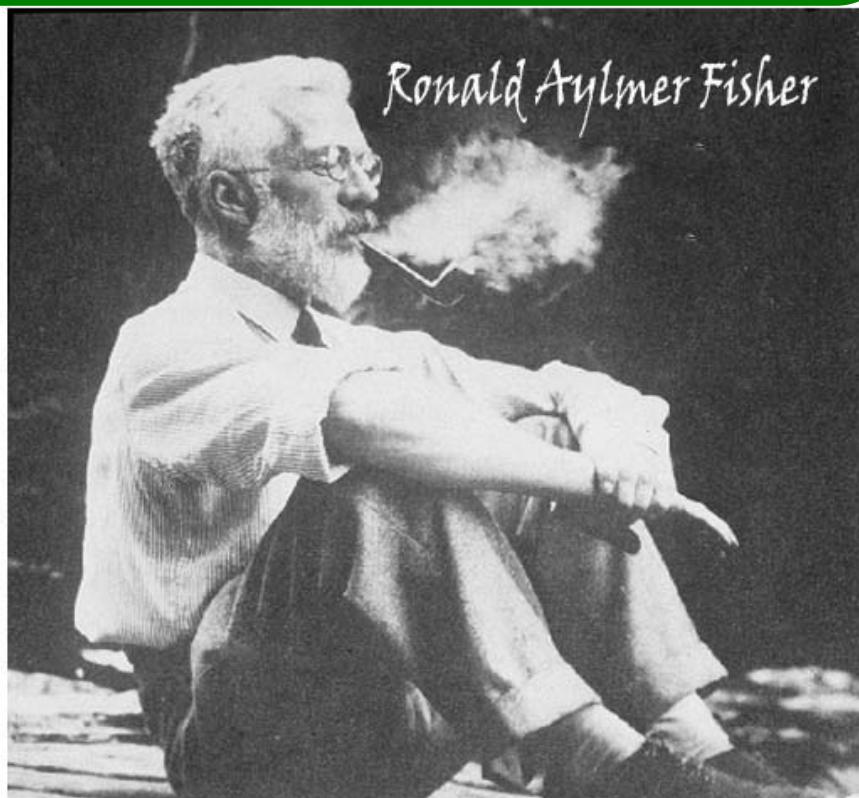
A Estatística é parte da abordagem científica moderna da incerteza. A abordagem científica moderna admite que as “leis” podem predizer apenas “expectativas”, e que as observações reais podem diferir destas por “erros aleatórios”. É o estudo desses erros que habilita a previsões sob incerteza. A matemática da incerteza que governa esses erros é o cálculo de probabilidades.

O progresso da ciência desde o século XX tem sido a fonte para o extraordinário desenvolvimento da estatística, e é notável que esse desenvolvimento iniciou-se na pesquisa agrícola, com os estudos de Fisher que conseguiram a aplicação prática de sua teoria da inferência estatística e conclusões relevantes para a pesquisa científica. Entre elas, a de que a quantidade de informação gerada pelas inferências de uma pesquisa não pode ser maior do que à contida nos dados. Esse desenvolvimento metodológico tem decorrido, em grande parte, do vasto incremento da capacidade de computação que se tornou disponível, principalmente a partir da década de 1960.

Um fato notório é que apesar da consolidação do método científico, particularmente do método estatístico há mais de um século, os conceitos básicos ainda não são do domínio de muitos pesquisadores. Consequentemente, o impacto desse desenvolvimento metodológico ainda não é sentido tão amplamente como seria de se esperar.

Esse atraso não é explicado apenas pela demora natural da incorporação de resultados teóricos à atividade prática. O divórcio que persiste entre a teoria e a prática tem diversas origens, entre elas: falhas no ensino e na transmissão de conhecimentos através de textos, falta de infra-estrutura e recursos materiais nas instituições de pesquisa, obstáculos institucionais e falta de vocação de pesquisadores.

Planejamento de experimentos



Ronald Aylmer Fisher

Planejar experimentos consiste de uma série de etapas, afim de que os dados observados possam ser analisados e forneçam indiferenças válidas e precisas para a população. As etapas são:

1. **Estabelecimento do problema e formulação da hipótese:** essa etapa define os objetivos do experimento, e os seguintes temas devem ser claramente definidos:
 - a) propósito do experimento;
 - b) população objetivo: coleção das unidades de interesse para a qual é desejado inferir;
 - c) unidades da população objetivo;
2. **Planejamento da amostra:** deve garantir a aptidão do experimento para a derivação das inferências que contribui o seu objetivo. O planejamento da amostra estabelece a composição e o relacionamento das três classes de características da amostra: características respostas, características explicativas e características estranhas. A relação entre essas duas últimas características constitui a estrutura do experimento ou delineamento experimental;
3. **Planejamento das ações e procedimentos para a execução do experimento:** devem ser previsto as ações e os procedimentos que deverão ser adotados durante a condução do experimento para que os recursos necessários estejam disponíveis e sejam implementados nos momentos apropriados;
4. **Definição do modelo estatístico e dos procedimentos de análise dos dados:** os procedimentos de inferência estatística requerem o estabelecimento de um modelo estatístico, ou seja, um modelo matemático que represente a relação entre as variáveis respostas

e as variáveis explicativas, e leve em conta a presença das características estranhas da amostra;

5. Conclusão do experimento:

- a) análise dos resultados;
- b) interpretação dos resultados;
- c) elaboração das conclusões;
- d) divulgação dos resultados.

De fato, há uma correspondência nos dois sentidos entre os objetivos do experimento, o delineamento do experimento e os procedimentos de análise estatística, conforme é ilustrado resumidamente pela Figura 2.1.



Figura 2.1: Correspondência entre objetivos, plano e análise estatística do experimento.

2.1 Conceitos básicos

2.1.1 Experimento ou Ensaio

Segundo Silva (2007, p. 130) um experimento é conceituado como o método de pesquisa explorativa em que o pesquisador intervém na amostra, impondo deliberadamente os níveis de uma ou mais características explicativas com o propósito de derivar inferências aos efeitos causais dessas características sobre características respostas. Essas características explicativas são denominadas características de tratamento e seus níveis, tratamentos. Um fator experimental inerente aos unidades que se manifesta fora do controle do pesquisador ou sob seu controle limitado é uma característica estranha.

2.1.2 Material experimental

O material experimental compreende as três classes de características da amostra, isto é, características respostas, características explicativas e as características estranhas (SILVA, 2007, p. 166).

2.1.3 Fator experimental

Segundo Zimmermann (2004, p. 26), o fator experimental é aquilo que se aplica em um ensaio de forma não homogênea. Para Silva (2007, p. 161) um fator experimental cujos níveis são assinalados às unidades da amostra por um processo objetivo aleatório é um fator experimental, tendo as seguintes propriedades:

- i) são escolhidos e definidos no plano do experimento para cada unidades da amostra;
- ii) compreendem um pequeno conjunto de níveis que se repetem nessas unidades;
- iii) classificam as unidades em grupos que constituem uma partição da amostra com a propriedade de cada unidade pertencer a um grupo e nenhuma unidade pertencer a mais de um grupo; e
- iv) as relações com os níveis dos demais fatores experimentais constituem uma estrutura significativa que determina a estrutura do experimento ou delineamento experimental.

2.1.4 Nível

Segundo Zimmermann (2004, p. 26), os níveis são as diferentes manifestações de um fator.

2.1.5 Tratamento

Segundo Banzatto e Kronka (2006, p. 1) é um termo genérico que é utilizado para designar o método, elemento ou material cujo efeito deva ser medido ou comparado em um experimento. Para Zimmermann (2004, p. 26), tratamento é cada um dos níveis de um fator ou cada uma das combinações dos níveis dos fatores, quando testando mais de um fator. Já para Silva (2007, p. 161) cada nível específico de um fator de tratamento definido para a amostra é um tratamento. No caso de experimento com dois ou mais fatores experimentais de tratamento, cada combinação distinta dos níveis desses fatores definida para a amostra também é um tratamento.

2.1.6 Testemunha

Tratamento padrão de comparação. Pode ser a ausência do fator (dose zero de um adubo, por exemplo), ou a aplicação usual do fator (cultivar recomendada para cultivo na região, espaçamento adotado pelos agricultores, etc) (ZIMMERMANN, 2004, p. 26).

2.1.7 Parcota ou unidade experimental

É a unidade que vai receber tratamento e fornecer os dados que deverão refletir seu efeito (BANZATTO; KRONKA, 2006, p. 1).

De forma mais precisa, Silva (2007, p. 167) menciona que o termo “unidade” tem vários significados que pelas suas importâncias devem ser distinguidos e definidos precisamente, isto é, a unidade experimental para um fator de tratamento é a maior fração do material a qual é feita uma aplicação simple de um nível desse fator por um processo aleatório. A unidade experimental para um fator intrínseco é a maior fração do material experimental que determina ou manifesta um nível desse fator. Genericamente, a unidade experimental para um fator experimental é a maior fração do material experimental à qual é alocado ou que manifesta um nível desse fator, independentemente de qualquer outra fração. Um conjunto de unidades experimentais que não têm frações do material experimental em comum e conjuntamente constituem o material experimental é uma formação de unidades experimentais.

2.1.8 Delineamento experimental

O esquema adotado para a distribuição dos tratamentos (ZIMMERMANN, 2004, p. 26). Para (BANZATTO; KRONKA, 2006, p. 1), é o plano utilizado na experimentação e implica na

forma como os tratamentos serão designados às unidades experimentais, além de um amplo atendimento das análises a serem feitas quando todos os dados estiverem disponíveis.

2.1.9 Área útil

É a parte central da parcela onde é feita a coleta dos dados experimentais, os quais serão submetidos a análises estatísticas. Trabalhar com a área útil é melhor, pois: evita a influência do tratamento na parcela vizinha; e os dados coletados são mais reais no que está acontecendo no campo.

2.1.10 Bordaduras

São as fileiras de proteção. Elas têm a finalidade de evitar influências sobre a parcela dos tratamentos aplicados nas parcelas vizinhas.

2.1.11 Área total

A área total será:

$$\text{Área total} = \text{área útil} + \text{bordadura}$$

2.1.12 Erro experimental

A variação dos valores de uma característica resposta nas unidades de observação que é atribuível às características estranhas constitui o erro experimental (SILVA, 2007, p. 173). Assim, o erro experimental é a fração da variação dos valores observados da variável resposta que exprime o confundimento dos efeitos das características explicativas com efeitos de características estranhas.

2.2 Princípio básicos da experimentação

Num experimento, medidas são feitas para representar o efeito dos tratamentos. Porém, esses efeitos há duas características envolvidas: características explicativas e características estranhas. Essa última característica está sujeita a erros ou variações que não são controladas pelo pesquisador. Assim, para a minimização desses erros, devem-se escolher delineamentos adequados para controlar essas variações. Assim, os delineamentos são estruturados segundo alguns princípios básicos da experimentação, dos quais temos a casualização, a repetição e o controle experimental.

2.2.1 Casualização

O controle da atribuição dos níveis de características de tratamentos às unidades da amostra deve ser exercido através de algum processo que garanta a ausência de confundimento tendencioso dos efeitos atribuíveis a essas características com efeitos de características estranhas. Essa garantia é provida pela casualização, isto é, algum processo objetivo de sorteio que atribua a todos os unidades da amostra a mesma chance de receber qualquer dos tratamentos (SILVA, 2007, p. 135).

2.2.2 Repetição

Refere-se a implantação de cada tratamento em mais de uma unidade experimental (ZIMMERMANN, 2004, p. 27). Para Silva (2007, p. 169), unidades experimentais distintas com uma mesma condição experimental constituem repetições dessa condição experimental. O número de unidades experimentais com uma mesma condição experimental é o número de repetições dessa condição experimental.

2.2.3 Controle experimental

Segundo Silva (2007, p. 173) é o conjunto das ações exercidas pelo pesquisador para o controle do erro experimental.

2.2.3.1 Controle de técnicas experimentais

O controle de técnicas experimentais é o controle físico da amostra, exercido com o propósito de diminuir a variação dos valores observados de variáveis respostas que é atribuível a características estranhas (SILVA, 2007, p. 175).

2.2.3.2 Controle local

Está associado ao conhecimento do ambiente experimental e consiste na divisão das parcelas experimentais em subconjuntos homogêneos, quando é sabido que total das unidades experimentais não possui a homogeneidade exigida (ZIMMERMANN, 2004, p. 27).

Silva (2007, p. 175) é o processo de controle experimental para tornar não tendencioso o confundimento dos efeitos de características estranhas não controladas por controle de técnicas experimentais, controle local e controle estatístico com os efeitos dos fatores experimentais, de modo que os efeitos dessas características estranhas não fiquem confundidas com efeitos importantes dos fatores experimentais e sejam separados do erro experimental que afeta esses efeitos. Embora na prática a casualização seja procedida pela atribuição aleatória dos tratamentos às unidades experimentais, sob o ponto de vista conceitual é mais conveniente pensá-la como a assinalação das unidades experimentais aos tratamentos.

Para Zimmermann (2004, p. 27), ao conjunto de parcelas homogêneas denomina-se o nome de bloco. Quando o bloco contém todos os tratamentos de uma só vez, chama-se bloco completo. Quando isso não ocorre, isto é, os blocos contemplam parte dos tratamentos, diz-se que são blocos incompletos.

2.2.3.3 Controle estatístico

Assim como no controle local, o controle estatístico que não afeta a manifestação de características estranhas, pode ser definido como o registro de valores observados de uma ou mais variáveis que exprimem características estranhas relevantes da amostra e sua utilização para o ajustamento apropriado de valores observados de variáveis respostas pela eliminação da variável atribuível a essas características estranhas Silva (2007, p. 177). As variáveis estranhas consideradas para o controle estatístico são comumente denominadas covariáveis. Esse processo de controle experimental é efetivado através do procedimento de análise estatística denominado análise de covariância.

Uma característica estanha que é levada em conta pelo controle local é denominada fator de unidade. Os níveis desse fator de unidade são os níveis dessa característica estranha.

2.3 Implicações do controle experimental

De acordo com a tabela 2.1, tem-se as implicações dos procedimentos de controle para a constituição da amostra e para o erro experimental que afeta efeitos de fatores experimentais (SILVA, 2007, p. 180).

Tabela 2.1: Implicações dos procedimentos de controle experimental para a constituição da amostra e o erro experimental que afeta efeitos de fatores experimentais.

Procedimento	Constituição da amostra	Erro experimental que afeta	
		efeitos de fatores experimentais	Grandeza
Controle de técnicas experimentais	Afeta	Afeta	Afeta
Controle local	Não afeta	Afeta	Não afeta
Controle estatístico	Não afeta	Afeta	Não afeta
Casualização	Não afeta	Não afeta	Afeta

Observe que o controle de técnicas experimentais permite tornar constante ou reduzir a variabilidade de características estranhas do material experimental. Assim, esse procedimento de controle experimental tem implicação sobre a constituição da amostra, como também na grandeza e não tendenciosidade, já que ele pode ser implementado para a redução da variação da amostra que não tenha implicação para a representação da população objetivo, ou seja, a fração das características estranhas assim controlada é excluída do conjunto das características estranhas que constituem a amostra.

O controle local e o controle estatístico não afetam a constituição da amostra. Esses procedimentos permitem separar da variação dos valores observados da variável resposta que é atribuível a efeitos de fatores experimentais e do erro experimental que afeta inferências referentes a esses efeitos a parte da variação que é atribuível às características estranhas controladas. A implicação desses dois processos é que perdem informação sobre o erro experimental, o que restringe suas aplicabilidades a um número reduzido de características estranhas.

A casualização não afeta a constituição da amostra e nem separa da variação dos valores da variável resposta e do erro experimental qualquer variação atribuível a características estranhas. A casualização permite que o confundimento dos efeitos de tratamento com efeitos de características estranhas que não foi controlado por aqueles outros processos de controle experimental seja não tendencioso.

O pesquisador deve utilizar o controle de técnicas experimentais para procurar excluir da amostra todas as características estranhas relevantes que possam ser submetidas a esse processo de controle experimental. Assim, a amostra compreende, de fato, as três seguintes classes de características:

- i) características respostas,
- ii) características explicativas e
- iii) características estranhas, excluídas as características controladas por técnicas experimentais.

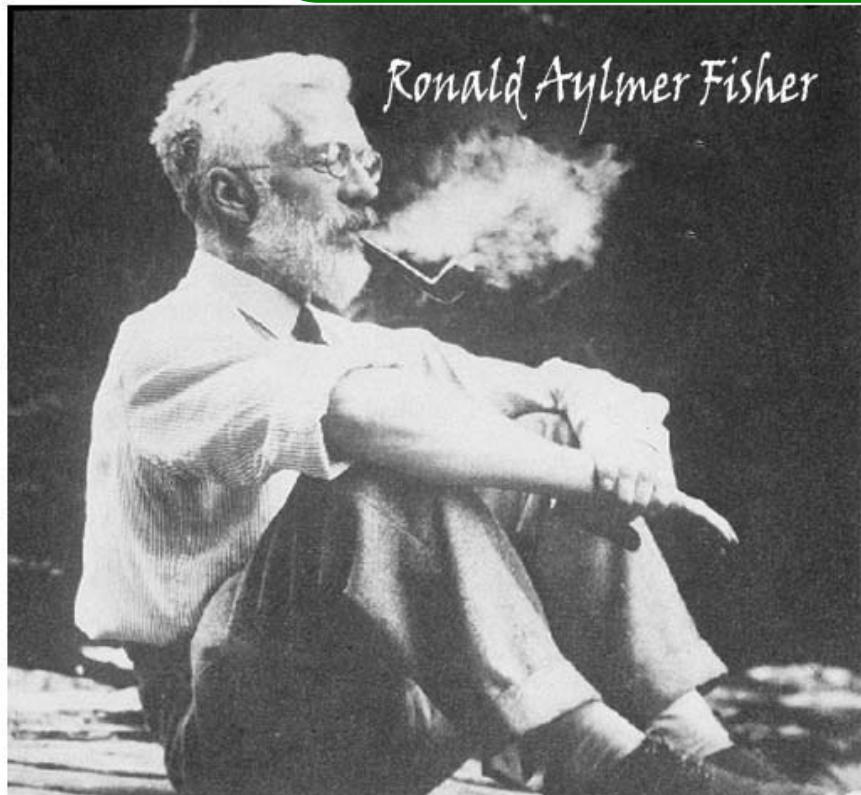
As características estranhas relevantes remanescentes na amostra devem ser controladas por controle local ou por controle estatístico, a essas características chamamos de características estranhas controladas. As demais características estranhas da amostra, teoricamente, devem ser efetiva e operacionalmente casualizadas, constituindo a classe das características estranhas. Em situações reais, entretanto, muitas características estranhas não são sujeitas a

esses processos de controle experimental, ou seja, a controle local, controle estatístico e casualização. Essas características constituem a classe das características estranhas potencialmente perturbadoras.

O erro experimental que afeta inferências referentes a efeitos de fatores experimentais é constituído pelas características estranhas casualizadas e as características estranhas potencialmente perturbadoras. Em geral, é esperado que as características desta última classe não tenham efeitos relevantes e que, portanto, seus efeitos sobre as variáveis respostas resultem confundidos de modo não tendencioso com efeitos dos fatores experimentais, ou seja, é esperado que essas características se comportem como características casualizadas. Por essa razão, o erro experimental também é usualmente denominado erro aleatório ou erro casual. Essa é uma pressuposição importante a validade, ou seja, a não tendenciosidade das inferências derivadas do experimento.

Capítulo 3

Exemplos Resolvidos



Este capítulo abordará exemplos de experimentos tanto para dados balanceados quanto para dados desbalanceados, tentando buscar problemas dos mais diversos possíveis. A solução dos problemas será de quatro tipos:

- a) Analítica;
- b) Sisvar;
- c) R e
- d) SAS.

A ideia é mostrar uma análise completa: planejamento, sorteio das parcelas, delineamento, pressuposições, finalizando a análise no software a sua escolha. Isso servirá de base para futuras consultas na análise experimental.

3.1 Delineamentos Inteiramente Casualizados

O delineamento inteiramente casualizado (DIC) é o mais simples dentre os que serão citados, em que a área experimental deve ser a mais homogênea possível. Assim, os tratamentos são dispostos aleatoriamente nessa área.

3.1.1 Exemplo sobre o peso médio final (Kg) de peixes

Neste exemplo, iremos apresentar as soluções mostrando apenas a análise de variância, servindo de base para os demais exemplos para Delineamentos Inteiramente Causalizados.

Exemplo 3.1: Delineamento Inteiramente Casualizados

Abaixo estão os dados de Peso Médio Final (Kg) em um experimento com diferentes aditivos (A, B, C e D) utilizados na ração para peixes. Foram utilizados 12 tanques de 500 litros com 20 peixes em cada um.

0,93 (D)	1,40 (C)	1,12 (B)	1,21 (D)
1,04 (A)	0,98 (B)	1,14 (B)	1,14 (A)
1,22 (C)	1,33 (A)	1,16 (D)	1,24 (C)

A primeira análise abordada é de forma analítica, demonstrado abaixo.

3.1.1.1 Solução analítica**Solução:**

Levantando as hipóteses, temos:

H_0 : Os aditivos na ração de peixes têm mesmo efeito no peso médio final (Kg) desses animais;

H_a : Pelo menos dois aditivos na ração de peixes apresentam efeito de peso médio final (Kg) diferentes desses animais.

Vamos apresentar os dados de produção (Kg/parcela) das quatro variedades de alho, por meio de uma tabela simplificada:

TRATAMENTOS	REPETIÇÕES			TOTais
	I	II	III	
A	1,04	1,14	1,33	3,51
B	1,12	0,98	1,14	3,24
C	1,40	1,22	1,24	3,86
D	0,98	1,21	1,16	3,30

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 13,91^2/12 \\ &= 16,12401. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (1,04^2 + 1,14^2 + \dots + 1,21^2 + 1,16^2) - C \\ &= 16,3251 - C \\ &= 0,2011. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{3}(3,51^2 + 3,24^2 + 3,86^2 + 3,30^2) - C \\ &= 16,20243 - C \\ &= 0,0784. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} \\ &= 0,1227. \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

Tabela 1: Análise de variância do peso médio final (Kg) de peixes.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab	Valor-p
Tratamentos	3	0,0784	0,0261	1,71 <i>NS</i>	4,07	0,2417
Resíduo	8	0,1227	0,153	-	-	
TOTAL	11	0,2011	-	-	-	

Percebemos pela análise de variância o efeito dos aditivos na ração apresentam mesmo efeito de peso médio final (Kg), ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100,$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{3,51 + 3,24 + 3,86 + 3,30}{12} \\ &= 1,16 \text{kg}, \end{aligned}$$

e QME o quadrado médio do resíduo calculado anteriormente.

Assim, o CV é calculado

$$\begin{aligned} CV &= \frac{\sqrt{0,0153}}{1,16} \times 100 \\ &= 10,68\%. \end{aligned}$$

O experimento apresenta boa precisão, pois $10 < CV \leq 20\%$.

Após a solução analítica, iremos proceder nas rotinas, como apresentado a seguir.

3.1.1.2 Usando o R - Criando as rotinas

A solução dessa análise feita criando as linhas de comando, ajudam didaticamente à compreensão da solução analítica, auxiliando nas aulas de Estatística Experimental.

Código R: Criando as rotinas

```
> #####
> #exemplo do experimento aditivo na ração
> #####
>
> #mudando diretorio:
> setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
```

```

APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-dic-peixe")
>
> #carregando os dados:
>
> dados <- read.table("peixe.txt",h=T,dec=",")
>      #h=T - existe cabeçalho
>      #dec="," - a decimal é separado por ","
> dados
  racao peso
1      A 1.04
2      A 1.33
3      A 1.14
4      B 1.12
5      B 0.98
6      B 1.14
7      C 1.40
8      C 1.22
9      C 1.24
10     D 0.93
11     D 1.21
12     D 1.16
> #
> #transformando tratamentos e blocos em fatores:
> dados$racao <- as.factor(dados$racao)
>
> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)
> -----
> #calculando totais de tratamentos:
> tot.trat <- tapply(peso,racao,sum);tot.trat
  A     B     C     D
3.51 3.24 3.86 3.30
>
>
> #Total geral
> G <- sum(tot.trat);G
[1] 13.91
>
> options(digits=7)#arredondamento de 8 dígitos
>
> #correção:
> C <- G^2/length(peso);C
[1] 16.12401
> -----
> #Graus de liberdade
>
> gltrat <- 3
> glres  <- 8

```

```

> gltot <- 11
> #-----
> #Somas de quadrado:
> sqtrat <- round(1/3*sum(tot.trat^2)-C,4);sqtrat
[1] 0.0784
> sqtot <- round(sum(peso^2)-C,4);sqtot
[1] 0.2011
> sqres <- round(sqtot-sqtrat,4);sqres
[1] 0.1227
> #-----
> #Quadrado médio:
> qmtrat <- round(sqtrat/gltrat,4);qmtrat
[1] 0.0261
> qmres <- round(sqres/glres,4);qmres
[1] 0.0153
>
> #Teste F - tabelado
> ftabtrat <- round(qf(0.95,gltrat,glres),2);ftabtrat
[1] 4.07
>
> #Teste F - calculado
> ftrat <- round(qmtrat/qmres,2);ftrat
[1] 1.71
>
> #Valor-p do teste F
> ptrat <- round(pf(ftrat,gltrat,glres,lower.tail=FALSE),4);ptrat
[1] 0.2417
>
> #####
> #QUADRO RESUMO DA ANAVA
> #####
>
> FV      <- c("Trat","Res","Total")
> GL      <- c(gltrat,glres,gltot)
> SQ      <- c(sqtrat,sqres,sqtot)
> QM      <- c(qmtrat,qmres,"-")
> Fcalc   <- c(ftrat,"-","-")
> Ftab    <- c(ftabtrat,"-","-")
> pvalue  <- c(ptrat,"-","-")
> #
>
> quadres <-data.frame(FV,GL,SQ,QM,Fcalc,Ftab,pvalue);quadres
-----
          FV   GL   SQ      QM     Fcalc Ftab pvalue
-----
      Trat  3 0.0784 0.0261  1.71  4.07  0.2417
      Res   8 0.1227 0.0153      -      -      -
-----
```

```
Total 11 0.2011      - - - - -
-----
>
#-----
#Coeficiente de Variacao
> CV = sqrt(qmres)/mean(peso)*100; round(CV,2)
[1] 10.68
```

Essa análise no R, foi desenvolvida sem o uso de pacotes prontos. Dessa forma, podemos didaticamente apresentar como calcular o quadro da análise de variância. Entretanto, com o uso de pacotes prontos no R, esses comandos podem ser resumidos em apenas uma linha de comando com a função `aov()` da base do R, como será feito a seguir.

3.1.1.3 Usando o R - Rotinas de pacotes

Os pacotes desenvolvidos no R, tentam resumir as linhas de comando para a solução do problema. Perceberemos isso, no próximo código apresentado.

Código R: Usando os pacotes do R

```
> #####
> #Usando as rotinas prontas
> #####
> #ANAVA:
> anava <-aov(peso~racao, data=dados)
> summary(anava)
   Df  Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
racao       3 0.07843 0.02614   1.705  0.243
Residuals    8 0.12267 0.01533
```

Percebemos que o comando `aov()`, não apresenta a soma de quadrados total e o CV. Pode ser considerado uma limitação. Os argumentos da função, é usar a variável dependente antes do til (~), que no nosso caso é `peso`, e após o til, a variável independente, `racao`. Caso essas variáveis estejam dentro de algum objeto, é necessário informar ao argumento `data`. Nossas variáveis se encontram no objeto `dados`, assim, `data = dados`. Um outro pacote interessante, é o **ExpDes** (versão em português **ExpDes.pt**). Algo bem interessante nesse pacote, é que o resultado das funções são bem similares a saída do Sisvar. A seguir é apresentado o comando.

Código R: Usando os pacotes do R - ExpDes.pt

```
> #####
> #Usando as rotinas prontas: ExpDes
> #####
> #Carregando o ExpDes.pt
> require(ExpDes.pt)

> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)

> #Rodando a analise
```

```
> dic(trat=racao, resp=peso, quali = TRUE, mcomp = "tukey",
+ sigT = 0.05, sigF = 0.05)
```

Quadro da analise de variancia

	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
Tratamento	3	0.078425	0.026142	1.7049	0.24274
Residuo	8	0.122667	0.015333		
Total	11	0.201092			

CV = 10.68 %

Teste de normalidade dos resíduos (Shapiro-Wilk)

p-valor: 0.7659358

De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significância, os resíduos podem ser considerados normais.

De acordo com o teste F, as médias não podem ser consideradas diferentes.

Niveis	Medias
1	A 1.170000
2	B 1.080000
3	C 1.286667
4	D 1.100000

Os argumentos desse comando, são simples. O Argumento **trat**, representa os tratamentos; **resp**, representa a variável resposta; **quali**, representa um argumento lógico para identificar se os tratamentos são entendidos como qualitativos, portanto, **quali=TRUE**, ou quantitativos, **quali=False**; **mcomp** permite escolher qual o teste de comparação de médias que se deseja utilizar, por default, é usado o teste Tukey; **sigT**, representa o nível de significância utilizado para o teste de comparação múltipla, e **sigF** o nível de significância adotado pelo teste F da Anava.

Outra vantagem desse pacote, é a saída do teste de normalidade (Shapiro-Wilk) para o resíduo, para verificar se este tem distribuição normal ou não. Veremos que os resultados desse pacotes, são semelhantes ao Sisvar, como será visto a seguir.

3.1.1.4 Usando o SISVAR

O Sisvar é um software diferente do R, pois não precisa digitar as linhas de comando, bastando seguir os passos.

Sisvar:

Entrada de dados com a extensão **aquivo.dbf**, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

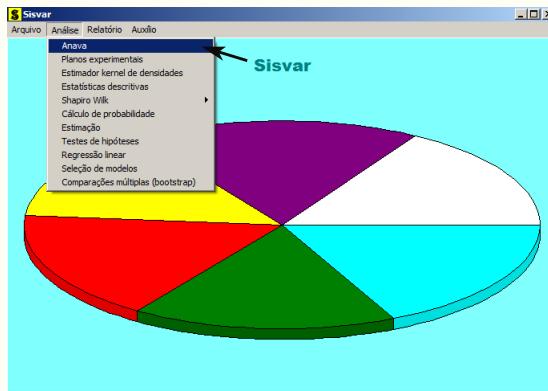
	A	B
1	racao	peso
2	A	1,04
3	A	1,33
4	A	1,14
5	B	1,12
6	B	0,98
7	B	1,14
8	C	1,40
9	C	1,22
10	C	1,24
11	D	0,93
12	D	1,21
13	D	1,16

OBS.: A coluna **racao** se refere aos aditivos na ração de peixes.

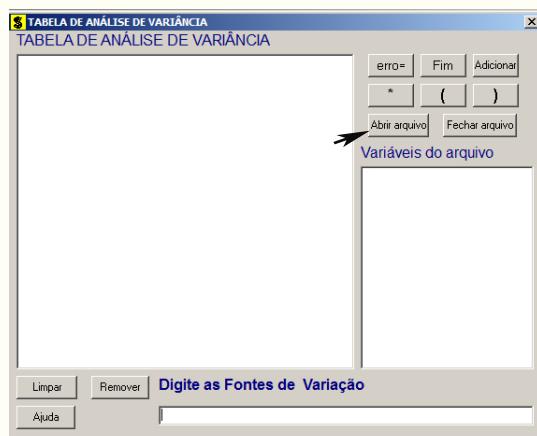
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão **<>.dbf**: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: **peixe.dbf** > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar. Lembre-se que não há restrição quanto separação em casas decimais se é vírgula ou ponto, o Sisvar consegue reconhecer.

Usando o sisvar, segue os passos:

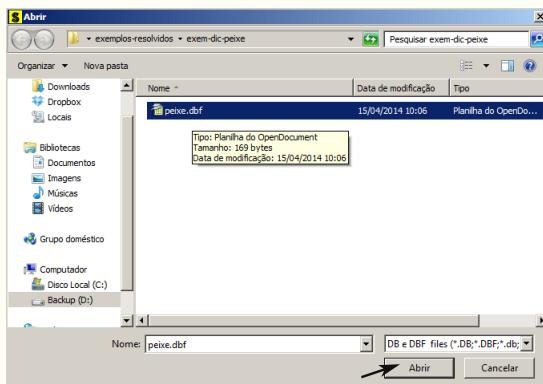
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



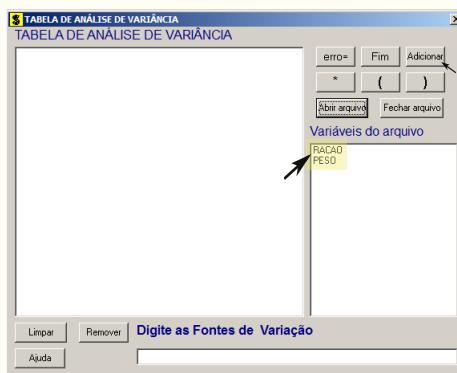
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



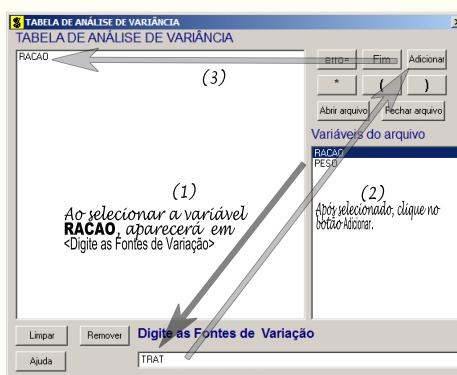
Passo 3: ...> Abrir arquivo > peixe.dbf.



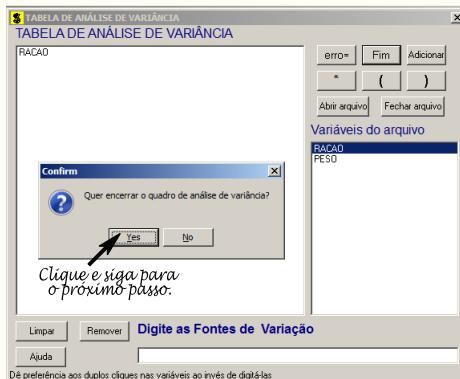
Passo 4: Com o arquivo **peixe.dbf** aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: **RACAO** (A, B, C e D) equivalente aos aditivos, e **PESO** (variável resposta, referente ao peso médio final (Kg) de peixes).



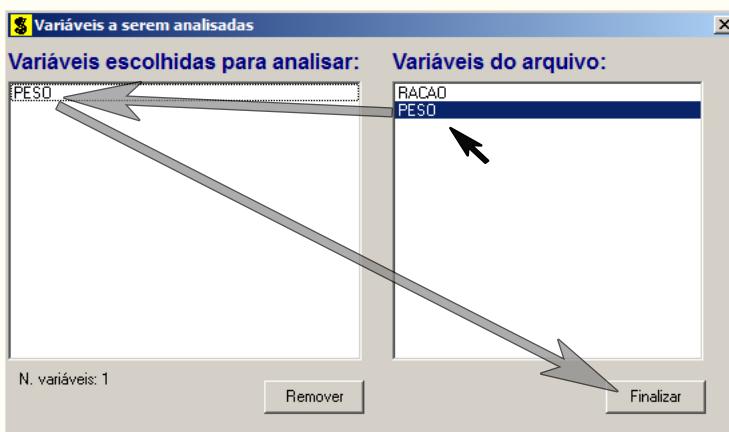
Passo 5: Adicionando a variável **RACAO**: em **variáveis do arquivo**, selecione a variável **RACAO** (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** no Sisvar ou **Enter** no teclado (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em **Tabela de análise de variância** (3).



Passo 6: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes** e em seguida **OK** (em opções do quadro da análise de variância).



Passo 7: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em PESO e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 8: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA						
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc	
RACAO	3	0.078425	0.026142	1.705	0.2427	
erro	8	0.122667	0.015333			
Total corrigido	11	0.201092				
CV (%) =	10.68					
Média geral:	1.1591667	Número de observações:	12			

OBS.: Observe que não foi sugerido um teste de médias, pois já sabíamos da não significância do teste F.

3.1.1.5 Usando o SAS - Criando as rotinas

Para realizar as análises no programa SAS a macro apresentada a seguir servirá de roteiro.

Macro SAS:

```
title 'Analise de Variancia do peso medio final (kg) de peixes';
Options PS=500 LS=75 nodate no number;

*Dados do experimento chamado 'dados';
Data dados;
input racao $ peso @@;
cards;
A 1.04 C 1.40
A 1.33 C 1.22
A 1.14 C 1.24
B 1.12 D 0.93
B 0.98 D 1.21
B 1.14 D 1.16
;
Proc Anova data = dados;
Class racao;
Model peso = racao;
Run;Quit;
```

RESULTADO:

Analise de Variancia do peso medio final (kg) de peixes

The ANOVA Procedure

Dependent Variable: peso

Source	DF	Sum of		F Value	Pr > F
		Squares	Mean Square		
Model	3	0.07842500	0.02614167	1.70	0.2427
Error	8	0.12266667	0.01533333		
Corrected Total	11	0.20109167			
R-Square		Coeff Var	Root MSE	peso Mean	
0.389996		10.68249	0.123828	1.159167	
Source	DF	Anova SS	Mean Square	F Value	Pr > F
racao	3	0.07842500	0.02614167	1.70	0.2427

Para o entendimento do programa, vamos inicialmente observar que cada linha de comando termina com “;”, e que linhas comentadas iniciam-se com “*”. A primeira linha de comando apresenta o título da análise. A segunda linha de comando Options informa ao SAS que o tamanho das páginas é igual a 500, o tamanho das linhas é de 75 caracteres e que esse não deve imprimir na tela de saída as datas e os números das telas de saídas. A próxima linha de comando Data informa que será criado um conjunto de dados com o nome dados. Em seguida vem a linha Input, que informa ao SAS, quais são as colunas do conjunto de dados, que no

nosso caso, é `racao` e `peso`. Observe que após a variável `racao` apareceu o símbolo \$, para indicá-la do tipo alfanumérica (A, B, C e D). Os símbolos @@ indicam que as colunas poderão ser quebradas digitando-as nas linhas da forma que o usuário quiser, sempre obedecendo a ordem das variáveis do Input. Em seguida é o comando `Cards` que indica que os dados virão a seguir, e em seguida os dados observados, terminando com ";" no final. O procedimento para a análise de variância é do tipo `proc Anova` seguido do conjunto de dados `data=dados`. Todas as variáveis que aparecem no modelo de análise de variância devem aparecer no comando `Class`, que nesse caso, apareceu apenas `racao`. Após isso, é identificado o modelo, com todas as variáveis dependentes a esquerda da igualdade (`peso`) e o modelo a sua direita (`racao`).

3.2 Delineamento em Blocos Casualizados

O delineamento em blocos casualizados é considerado um dos mais importantes na pesquisa científica, já que tem o objetivo de eliminar a variação residual de natureza heterogênea do material experimental, subdividindo em frações mais uniformes e aplicando em cada uma delas todos os tratamentos. A seguir, é apresentado exemplos desse delineamento.

3.2.1 Exemplo sobre a produtividade (Kg/parcela) de variedades de alfafa

Neste exemplo, iremos apresentar as soluções mostrando a análise de variância e um teste de comparação de médias, servindo de base para os demais exemplos para o delineamento em blocos casualizados.

Exemplo 3.2: Delineamento em Blocos Casualizados

Produtividade (Kg/parcela) de um experimento com uma variedade de alfafa onde foram testadas quatro épocas de corte (A, B, C e D, sendo A mais precoce e D mais tardia). Foi utilizado o delineamento Blocos Casualizados com 6 repetições. Os blocos foram utilizados para controlar possíveis diferenças de fertilidade do solo já que a área experimental apresentava uma declividade de 12%. (Os dados estão apresentados no croqui do experimento, da maneira como foi instalado no campo).

Repetição I	1,58 (B)	2,56 (D)	2,29 (C)	2,89 (A)
Repetição II	2,98 (C)	2,88 (A)	2,00 (D)	1,28 (B)
Repetição III	1,22 (B)	1,55 (C)	1,88 (A)	1,82 (D)
Repetição IV	2,90 (A)	2,20 (D)	1,95 (C)	1,21 (B)
Repetição V	1,15 (C)	1,30 (B)	1,33 (D)	2,20 (A)
Repetição VI	1,00 (D)	2,65 (A)	1,66 (B)	1,12 (C)

Inicialmente, iremos apresentar a primeira solução de forma analítica, apresentado a seguir.

3.2.1.1 Solução analítica

Solução:

Levantando as hipóteses, temos:

- H_0 : As épocas de corte de alfafa têm mesma produtividade em Kg/parcela;
 H_a : Pelo menos duas épocas de corte de alfafa apresentam efeitos diferentes na produtividade em Kg/parcela.

Vamos apresentar os dados de produção (Kg/parcela) das quatro variedades de alho, por meio de uma tabela simplificada:

TRATAMENTOS	BLOCOS						TOTais
	I	II	III	IV	V	VI	
A	2,89	2,88	1,88	2,90	2,20	2,65	15,40
B	1,58	1,28	1,22	1,21	1,30	1,66	8,25
C	2,29	2,98	1,55	1,95	1,15	1,12	11,04
D	2,56	2,00	1,82	2,20	1,33	1,00	10,91
TOTais	9,32	9,14	6,47	8,26	5,98	6,43	$G = 45,00$

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 45,00^2/24 \\ &= 86,64. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (2,89^2 + 2,88^2 + \dots + 1,33^2 + 1,00^2) - C \\ &= 96,3676 - C \\ &= 9,7276. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{6}(15,40^2 + 8,25^2 + 11,04^2 + 10,91^2) - C \\ &= 91,0222 - C \\ &= 4,3820. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{bloc} &= \frac{1}{4}(9,32^2 + 9,14^2 + \dots + 5,98^2 + 6,43^2) - C \\ &= 89,3990 - C \\ &= 2,7589. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} - SQ_{bloc} \\ &= 2,5867. \end{aligned}$$

A valor dos quadrados médios são encontrados pela razão entre a soma de quadrados e o grau de liberdade da fonte de variação em análise.

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

Tabela 1: Análise de variância da produtividade em kg/parcela das épocas de corte de alfafa.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab	Valor-p
Tratamentos	3	4,3820	1,4607	8,47*	3,29	0,0016
Blocos	5	2,7589	0,5518	3,20*	2,90	0,0365
Resíduo	15	2,5867	0,1724	-	-	-
TOTAL	23	9,7276	-	-	-	-

Percebemos pela análise de variância, que pelo menos duas épocas de corte de alfafa apresentaram produtividades (Kg/parcela) diferentes, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100, \quad (3.1)$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{2,57 + 1,84 + 1,82 + 1,38}{4} \\ &= 1,90 \text{ kg/parcela.} \end{aligned}$$

Assim, o CV é calculado

$$CV = \frac{\sqrt{0,1724}}{1,90} \times 100 \quad (3.2)$$

$$= 21,85\%. \quad (3.3)$$

O experimento apresenta boa precisão, pois $10 < CV \leq 20$.

No estudo das médias os testes de comparações múltiplas usaremos o teste Tukey, já que o test F foi significativo para o efeito dos tratamentos.

Fazendo o estudo do teste Tukey, calculemos a DMS:

$$\begin{aligned} DMS &= q_{4,15gl.} \times \sqrt{\frac{QME}{J}} \\ &= 4,08 \times \sqrt{\frac{0,1724}{6}} \\ &= 0,69. \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Produtividade (Kg/parcela) das épocas de corte de alfafa.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
A	2,57	a
C	1,84	b
D	1,82	b
B	1,38	b

(*) As médias seguidas de mesma letra, não diferem entre si estatisticamente, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que a época de corte A de alfafa, apresenta maior produtividade (Kg/parcela)

Para comprovar os resultados, iremos apresentar essa solução nos softwares. Inicialmente, começaremos pelo R, criando as rotinas.

3.2.1.2 Usando o R - Criando as rotinas

Essas rotinas criadas têm o objetivo de mostrar didaticamente como resolver a análise de variância.

Código R: Criando as rotinas

```
> #####
> #exemplo do experimento p/ prod de var de alfafa
> #####
> #mudando diretorio:
> setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
      APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-dbc-alfafa")
> #carregando os dados:
> dados <- read.table("alfafa.txt",h=T,dec=",")
> #h=T - existe cabeçalho
> #dec="," - a decimal é separado por ","
> dados
  TRAT BLOCO PROD
  1     A     I 2.89
  2     A     II 2.88
  3     A    III 1.88
  4     A    IV 2.90
  5     A     V 2.20
  6     A    VI 2.65
  7     B     I 1.58
  8     B     II 1.28
  9     B    III 1.22
 10    B    IV 1.21
  .
  .
  .
> #transformando tratamentos e blocos em fatores:
> dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)
> dados$BLOCO <- as.factor(dados$BLOCO)
```

```

> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)
> #-----
> #calculando totais de blocos:
> tot.bloc <- tapply(PROD,BLOCO,sum);tot.bloc
    I   II   III   IV   V   VI
9.32 9.14 6.47 8.26 5.98 6.43
> #calculando totais de tratamentos:
> tot.trat <- tapply(PROD,TRAT,sum);tot.trat
    A     B     C     D
15.40 8.25 11.04 10.91
> #Total geral
> G <- sum(tot.trat);G
[1] 45.6
> #G <- sum(tot.bloc);G
> options(digits=8)#arredondamento de 8 dígitos
> #correção:
> C <- G^2/length(PROD);C
[1] 86.64
> #-----
> #Graus de liberdade
> gltrat <- length(levels(TRAT))-1;gltrat
[1] 3
> glbloc <- length(levels(BLOCO))-1;glbloc
[1] 5
> gltot <- length(levels(TRAT))*length(levels(BLOCO))-1;gltot
[1] 23
> glres <- gltot-gltrat-glbloc;glres
[1] 15
> #-----
> #Somas de quadrado:
> sqtrat <- round(1/length(levels(BLOCO))*sum(tot.trat^2)-C,4);sqtrat
[1] 4.382
> sqbloc <- round(1/length(levels(TRAT))*sum(tot.bloc^2)-C,4);sqbloc
[1] 2.7589
> sqtot <- round(sum(PROD^2)-C,4);sqtot
[1] 9.7276
> sqres <- sqtot-sqtrat-sqbloc;sqres
[1] 2.5867
> #-----
> #Quadrado médio:
> qmtrat <- round(sqtrat/gltrat,4);qmtrat
[1] 1.4607
> qmbloc <- round(sqbloc/glbloc,4);qmbloc
[1] 0.5518
> qmres <- round(sqres/glres,4);qmres
[1] 0.1724
> #

```

```

> #Teste F - tabelado
> ftabtrat <- round(qf(0.95,gltrat,glres),4);ftabtrat
[1] 3.2874
> ftabbloc <- round(qf(0.95,glbloc,glres),4);ftabbloc
[1] 2.9013
> #Teste F - calculado
> ftrat <- round(qmtrat/qmres,4);ftrat
[1] 8.4727
> fbloc <- round(qmbloc/qmres,4);fbloc
[1] 3.2007
> #Valor-p do teste F
> ptrat <- round(pf(ftrat,gltrat,glres,lower.tail=FALSE),4);ptrat
[1] 0.0016
> pbloc <- round(pf(fbloc,glbloc,glres,lower.tail=FALSE),4);pbloc
[1] 0.0365
> #####
> #QUADRO RESUMO DA ANAVA
> #####
> FV      <- c("Trat","Bloc","Res","Total")
> GL       <- c(gltrat,glbloc,glres,gltot)
> SQ       <- c(sqtrat,sqbloc,sqres,sqtot)
> QM       <- c(qmtrat,qmbloc,qmres,"-")
> Fcalc   <- c(ftrat,fbloc,"-","-")
> Ftab    <- c(ftabtrat,ftabbloc,"-","-")
> pvalue  <- c(ptrat,pbloc,"-","-")

> quadres <-data.frame(FV,GL,SQ,QM,Fcalc,Ftab,pvalue);quadres
      FV GL   SQ   QM Fcalc Ftab pvalue
1  Trat 3 4.3820 1.4607 8.4727 3.2874 0.0016
2  Bloc 5 2.7589 0.5518 3.2007 2.9013 0.0365
3  Res 15 2.5867 0.1724      -      -      -
4 Total 23 9.7276      -      -      -      -

```

3.2.1.3 Usando o R - Rotinas de pacotes

Esta análise usará pacotes disponibilizados no CRAN. A primeira função utilizada será `aov()`. Essa função é da base do R, não precisando baixar pacote. Os seus argumentos já foram comentados na subseção 3.1.1.3. Para o cálculo do teste Tukey, foi utilizado os pacotes **multcomp** e **agricolae**. Detalhes sobre as funções desses pacotes serão abordados na seção de teste de comparações múltiplas.

Código R: Usando os pacotes do R

```

> #####
> #Usando as rotinas prontas
> #####
> #ANAVA:
> anava <-aov(PROD~TRAT+BLOCO,data=dados)
> summary(anava)

```

```

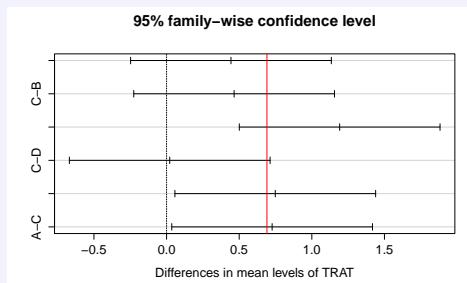
Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
TRAT        3 4.3820 1.46068  8.4706 0.001572 **
BLOCO       5 2.7590 0.55179  3.1999 0.036559 *
Residuals   15 2.5866 0.17244
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> #-----
> ######
> #Teste Tukey
> ######
> #pacotes
> #install.packages("multcomp")
> #install.packages("agricolae")
> library(multcomp)
> library(agricolae)
> Tuk <- HSD.test(PROD,TRAT,glres,qmres,alpha=0.05,
+ group=TRUE, main="efeito de épocas de corte
+ na produtividade (Kg/parcela) de alfafa");Tuk
$statistics
  Mean      CV MSerror      HSD
  1.9 21.853199  0.1724 0.69091462
$parameters
  Df ntr StudentizedRange
  15   4      4.0759737
$means
  PROD      std r  Min  Max
  A 2.5666667 0.43051907 6 1.88 2.90
  B 1.3750000 0.19449936 6 1.21 1.66
  C 1.8400000 0.72011110 6 1.12 2.98
  D 1.8183333 0.57216839 6 1.00 2.56

$comparison
NULL

$groups
  trt      means M
  1   A 2.5666667 a
  2   C 1.8400000 b
  3   D 1.8183333 b
  4   B 1.3750000 b

> #Gráfico de Tukey:
> THSD <- TukeyHSD(anava, which="TRAT",ordered=TRUE,conf.level=0.95)
> plot(TukeyHSD(anava,"TRAT",ordered=T))
> abline(v=Tuk$statistics[4],col="red")

```



Com o pacote **ExpDes** (versão em português **ExpDes.pt**), apresentamos as rotinas a seguir.

Código R: Usando funções do ExpDes.pt

```
> #####
> #Usando as rotinas prontas: ExpDes.pt
> #####
>
> #Carregando o pacote ExpDes.pt
> require(ExpDes.pt)
>
> #carregando os dados:
> dados <- read.table("alfafa.txt", h=T, dec=",")
> #h=T - existe cabeçalho
> #dec="," - a decimal é separado por ","
>
> #transformando tratamentos e blocos em fatores:
> dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)
> dados$BLOCO <- as.factor(dados$BLOCO)
>
> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)
>
> #Rodando a rotina
> dbc(trat=TRAT, bloco=BLOCO, resp=PROD, quali = TRUE,
+ mcomp = "tukey", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
Quadro da analise de variancia
-----
      GL     SQ      QM      Fc    Pr>Fc
Tratamento 3 4.3820 1.46068 8.4706 0.001572
Bloco       5 2.7590 0.55179 3.1999 0.036559
Residuo     15 2.5866 0.17244
Total       23 9.7276
-----
CV = 21.86 %

-----
Teste de normalidade dos resíduos (Shapiro-Wilk)
p-valor: 0.7947678
```

De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significância, os resíduos podem ser considerados normais.

Teste de Tukey

Grupos Tratamentos Medias

	A	2.566667
b	C	1.84
b	D	1.818333
b	B	1.375

3.2.1.4 Usando o SISVAR

Usando o Sisvar para resolver a ANAVA com o delineamento em blocos casualizados, perceberemos algumas alterações com relação aos passos. O primeiro acréscimo será adicionar às fontes de variação o tratamento TRAT e o bloco BLOCO. Posteriormente, terá mais um passo acrescentado que é o teste de comparação de médias. Nesse passo não entraremos muito em detalhes, pois haverá uma seção específica para esses testes. A seguir é apresentado os passos.

Sisvar:

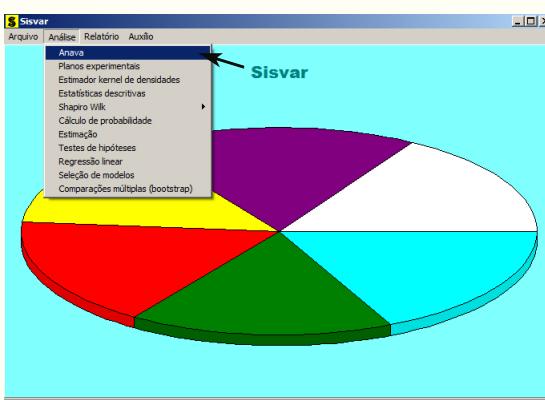
Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

	A	B	C
1	TRAT	BLOCO	PROD
2	A	I	2,89
3	A	II	2,88
4	A	III	1,88
5	A	IV	2,90
6	A	V	2,20
7	A	VI	2,65
8	B	I	1,58
9	B	II	1,28
10	B	III	1,22
11	B	IV	1,21
12	B	V	1,30
13	B	VI	1,66
14	C	I	2,29
15	C	II	2,98
16	C	III	1,55
17	C	IV	1,95
18	C	V	1,15
19	C	VI	1,12
20	D	I	2,56
21	D	II	2,00
22	D	III	1,82
23	D	IV	2,20
24	D	V	1,33
25	D	VI	1,00

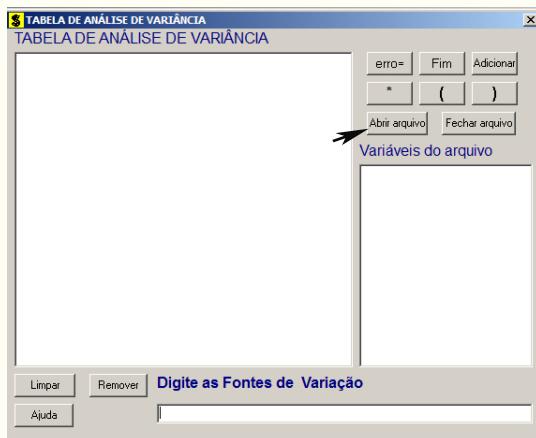
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão `>.dbf`: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: `alfafa.dbf` > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar. Lembre-se que a separação em casas decimais é vírgula.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

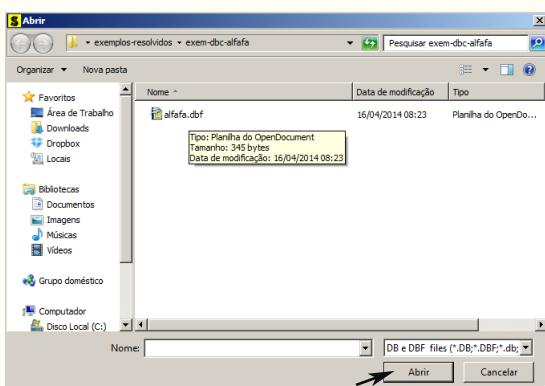
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



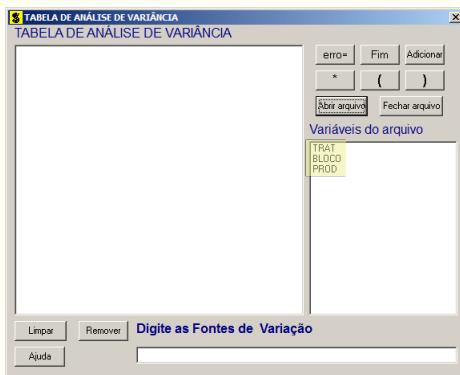
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



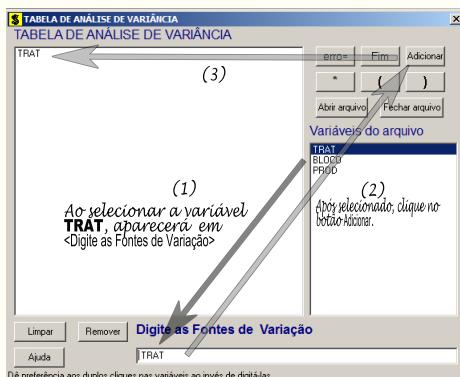
Passo 3: ...> Abrir arquivo > alfafa.dbf.



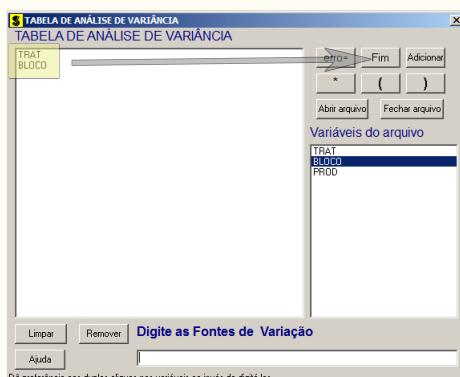
Passo 4: Com o arquivo alfafa.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (A, B, C e D), BLOCO (I, II, III, IV, V, VI) e PROD (variável resposta, referente a produtividade em Kg/parcela das épocas de corte de alfafa).



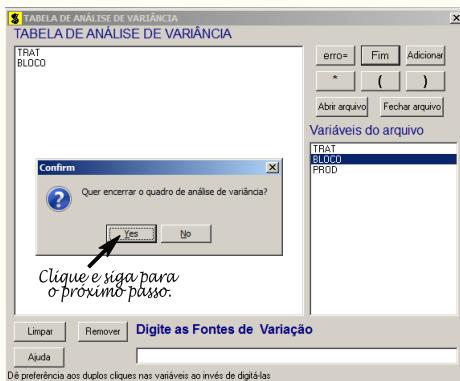
Passo 5: Adicionando a variável TRAT: em **variáveis do arquivo**, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** ou **Enter** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em **Tabela de análise de variância** (3).



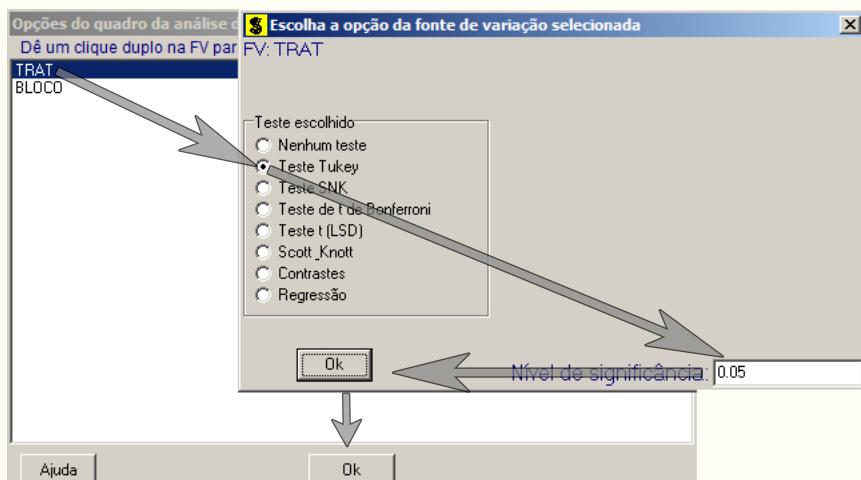
Passo 6: Posteriormente, insere a variável BLOCO, da mesma forma que inserimos TRAT no **Passo 5**. Ao final desse passo, estamos prontos para terminar a adição de variáveis, já que em **tabela de análise de variância** temos as duas variáveis de interesse, como visto na figura abaixo.



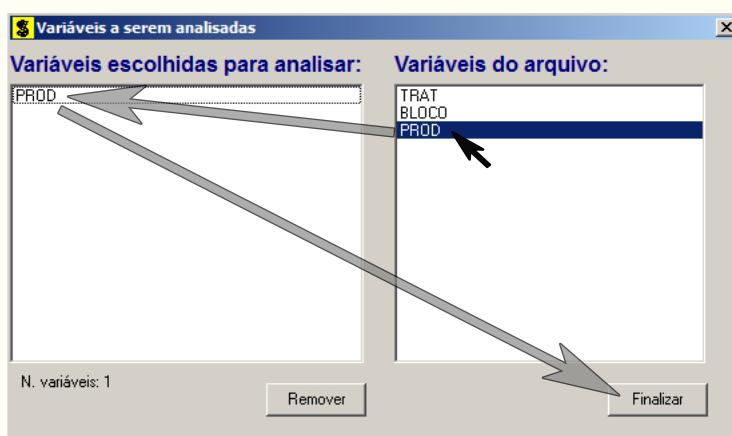
Passo 7: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



Passo 8: Nesse passo, iremos escolher qual o teste de médias que será feito nos tratamentos. Nesse exercício, foi escolhido o teste Tukey ao nível de significância de 5% de probabilidade. Assim, clique em TRAT, selecione o teste Tukey, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok** e **Ok**.



Passo 9: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em PROD e finalize a análise **[Finalizar]**.



Passo 10: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de

variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

Variável analisada: PROD Opção de transformação: Variável sem transformação (Y)					
TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	3	4.382033	1.460678	8.471	0.0016
BLOCO	5	2.758950	0.551790	3.200	0.0366
erro	15	2.586617	0.172441		
Total corrigido	23	9.727600			
CV (%) =	21.86				
Média geral:	1.9000000	Número de observações:	24		
 Teste Tukey para a FV TRAT					
DMS:	0,691225727474195	NMS:	0,05		
Média harmonica do número de repetições (r):	6				
Erro padrão:	0,169529304797681				
Tratamentos	Médias	Resultados do teste			
B	1.375000	a1			
D	1.818333	a1			
C	1.840000	a1			
A	2.566667	a2			

3.2.1.5 Usando o SAS - Criando as rotinas

Iremos apresentar a macro do SAS, para resolver a ANAVA para o delineamento em blocos casualizados.

Macro SAS:

```
title 'Analise de Variancia sobre a produtividade (kg/parcela) de
      variedades de alfafa';
Options PS=300 LS=75 nodate no number;

*Dados do experimento chamado 'dados';
Data dados;

input TRAT $ BLOCO $ PROD @@;
cards;
A I 2.89 B I 1.58 C I 2.29 D I 2.56
A II 2.88 B II 1.28 C II 2.98 D II 2.00
A III 1.88 B III 1.22 C III 1.55 D III 1.82
A IV 2.90 B IV 1.21 C IV 1.95 D IV 2.20
A V 2.20 B V 1.30 C V 1.15 D V 1.33
A VI 2.65 B VI 1.66 C VI 1.12 D VI 1.00
```

```
;
Proc Anova data = dados;
  Class TRAT BLOCO;
  Model PROD = BLOCO TRAT;
  Means TRAT/Tukey alpha=0.05;
Run;Quit;
```

RESULTADO:

The ANOVA Procedure

Dependent Variable: PROD

Source	DF	Sum of		F Value	Pr > F
		Squares	Mean Square		
Model	8	7.14098333	0.89262292	5.18	0.0031
Error	15	2.58661667	0.17244111		
Corrected Total	23	9.72760000			

R-Square	Coeff Var	Root MSE	PROD Mean
0.734095	21.85580	0.415260	1.900000

Source	DF	Anova SS	Mean Square	F Value	Pr > F
BLOCO	5	2.75895000	0.55179000	3.20	0.0366
TRAT	3	4.38203333	1.46067778	8.47	0.0016

Tukey's Studentized Range (HSD) Test for PROD

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate,
but it generally has a higher Type II error rate than REGWQ.

Alpha	0.05
Error Degrees of Freedom	15
Error Mean Square	0.172441
Critical Value of Studentized Range	4.07597
Minimum Significant Difference	0.691

Means with the same letter are not significantly different.

Tukey Grouping	Mean	N	TRAT
A	2.5667	6	A
B	1.8400	6	C
B	1.8183	6	D
B	1.3750	6	B

Detalhes sobre essa macro pode ser obtida na subseção 3.1.1.5. Porém, algo de novo que acrescentou com relação a macro da subseção citada, foi o teste de médias (Tukey). Para solicitar o teste de médias, deve-se usar o comando **Means**, seguido da fonte de variação a qual deseja o teste de médias, que no nosso caso é TRAT. Na mesma linha acrescenta-se uma barra (/) seguida das opções do teste a sua escolha. Outro destaque na rotina, foi o acréscimo da fonte de variação BLOCO nos comando **Class** e **Model**. Para esse caso, escolhemos o teste Tukey

ao nível de significância de 5% de probabilidade. Mais detalhes serão vistos na seção sobre teste de Médias.

3.2.2 Exemplo do diâmetro de mudas de laranjeiras

Iremos apresentar mais um exemplo de experimento utilizando o delineamento em blocos casualizados.

Exemplo 3.3: Delineamento em Blocos Casualizados

Os diâmetros, em *cm*, de mudas de laranjeira “Pera-Rio” obtidos em um experimento de adubação estão apresentados a seguir. Foi utilizado o DBC com as repetições controlando possível gradiente de fertilidade do solo no pomar onde as mudas foram instaladas (15% de declividade). Apresente a análise de variância e comente os resultados. Comente sobre o controle local. (Dado: $SQ_{total} = 9,1889$).

TRATAMENTOS	BLOCOS			
	I	II	III	IV
Testemunha	1,75	2,03	2,12	2,14
Testeminha com SS	2,05	2,26	2,42	2,53
Fosfato de Araxá + Super Simples	2,34	2,02	2,43	2,26
Fosfato + SS + Matéria Orgânica	2,80	3,84	3,44	3,09
Farinha de Ossos + SS	1,95	2,15	1,99	2,17
Farinha + SS + MO	3,51	3,32	3,68	3,31

Como primeira solução, iremos demonstrá-la de forma analítica, como segue abaixo.

3.2.2.1 Solução analítica

Solução:

Levantando as hipóteses, temos:

H_0 : As adubações de mudas de laranjeira “Pêra-Rio” apresentam mesmo mesmo efeito no diâmetro (*cm*) dessas mudas.;

H_a : Pelo menos duas adubações de mudas de laranjeira “Pêra-Rio” apresentam efeitos diferentes no diâmetro (*cm*) dessas mudas.

Vamos apresentar os dados de diâmetro (*cm*) de mudas de laranja, por meio de uma tabela simplificada:

TRATAMENTOS	BLOCOS				TOTAL
	I	II	III	IV	
Testemunha	1,75	2,03	2,12	2,14	8,04
Testeminha com SS	2,05	2,26	2,42	2,53	9,26
Fosfato de Araxá + Super Simples	2,34	2,02	2,43	2,26	9,05
Fosfato + SS + Matéria Orgânica	2,80	3,84	3,44	3,09	13,17
Farinha de Ossos + SS	1,95	2,15	1,99	2,17	8,26
Farinha + SS + MO	3,51	3,32	3,68	3,31	13,82
TOTAL	14,40	15,62	16,08	15,50	G = 61,60

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 61,60^2/24 \\ &= 158,1067. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (1,75^2 + 2,03^2 + \dots + 3,68^2 + 3,31^2) - C \\ &= 167,2956 - C \\ &= 9,1889. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{4}(8,04^2 + 9,26^2 + 13,17^2 + 8,26^2 + 13,82^2) - C \\ &= 166,2401 - C \\ &= 8,1335. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{bloc} &= \frac{1}{6}(14,40^2 + 15,62^2 + 16,08^2 + 15,50^2) - C \\ &= 158,3601 - C \\ &= 0,2535. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} - SQ_{bloc} \\ &= 0,8019. \end{aligned}$$

A valor dos quadrados médios são encontrados pela razão entre a soma de quadrados e o grau de liberdade da fonte de variação em análise.

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

Tabela 1: Análise de variância do diâmetro (cm) de mudas de laranjas em diversas adubações utilizadas.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab	Valor-p
Tratamentos	5	8,1335	1,6267	30,41*	2,90	2,4e-07
Blocos	3	0,2535	0,0845	1,58	3,29	0,2359
Resíduo	15	0,8019	0,0535	-	-	-
TOTAL	23	9,1889				

Percebemos pela análise de variância, pelo menos duas adubações apresentaram efeito de diâmetro (cm) de mudas de laranjas diferentes, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100, \quad (3.4)$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{2,01 + 2,07 + 2,26 + 2,32 + 2,29 + 3,46}{6} \\ &= 2,57 \text{ cm.} \end{aligned}$$

Assim, o CV é calculado

$$CV = \frac{\sqrt{0,0535}}{2,57} \times 100 \quad (3.5)$$

$$= 9,01\%. \quad (3.6)$$

O experimento apresenta alta precisão, pois $CV < 10\%$.

No estudo das médias os testes de comparações múltiplas usaremos o teste Tukey, já que o test F foi significativo para o efeito dos tratamentos.

Fazendo o estudo do teste Tukey, calculemos a DMS:

$$\begin{aligned} DMS &= q_{6,15gl.} \times \sqrt{\frac{QME}{J}} \\ &= 4,59 \times \sqrt{\frac{0,0535}{6}} \\ &= 0,5313. \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Produtividade (Kg/parcela) das épocas de corte de alfafa.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey*
T6	3,46	a
T4	3,29	a
T2	2,32	b
T3	2,26	b
T5	2,07	b
T1	2,01	b

(*) As médias seguidas de mesma letra, não diferem entre si estatisticamente, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que a adubação T6 (Farinha+SS+MO), apresenta maior efeito no diâmetro (cm) de mudas de laranjeira. As adubações T6 e T4, bem como as adubações T1, T2, T3 e T5 apresentam efeitos do diâmetro (cm) de mudas de laranjeiras iguais.

3.2.2.2 Usando o R - Criando as rotinas

Essa análise, descreve passo a passo como fazer a análise de variância para esse problema. Segue abaixo a rotina feita em R.

Código R:

```

> #####
> # exemplo do experimento p/ diam mudas laranja
> #####
>
> #mudando diretorio:
> setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
      APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-dbc-laranja")
>
> #carregando os dados:
>
> dados <- read.table("laranja.txt", h=T, dec=", ")
>      #h=T - existe cabeçalho
>      #dec="," - a decimal é separado por ","
> dados
   TRAT BLOCO   VR
 1    T1     I 1.75
 2    T1     II 2.03
 3    T1    III 2.12
 4    T1    IV 2.14
 .
 .
 .
 .
 .
 21   T6     I 3.51
 22   T6     II 3.32
 23   T6    III 3.68
 24   T6    IV 3.31
> #
> #transformando tratamentos e blocos em fatores:
> dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)
> dados$BLOCO <- as.factor(dados$BLOCO)
>
> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)
The following object is masked from dados (position 9):
  BLOCO, TRAT, VR
>
> #calculando totais de blocos:
> tot.bloc <- tapply(VR,BLOCO,sum);tot.bloc
  I    II   III   IV
14.40 15.62 16.08 15.50
>
> #calculando totais de tratamentos:

```

```

> tot.trat <- tapply(VR,TRAT,sum);tot.trat
   T1      T2      T3      T4      T5      T6
 8.04  9.26  9.05 13.17  8.26 13.82
>
>
> #Total geral
> G <- sum(tot.trat);G
[1] 61.6
> #G <- sum(tot.bloc);G
>
> options(digits=7)#arredondamento de 8 dígitos
>
> #correção:
> C <- G^2/length(VR);C
[1] 158.1067
>
> #Graus de liberdade
>
> gltrat <- length(levels(TRAT))-1;gltrat
[1] 5
> glbloc <- length(levels(BLOCO))-1;glbloc
[1] 3
> gltot <- length(levels(TRAT))*length(levels(BLOCO))-1;gltot
[1] 23
> glres <- gltot-gltrat-glbloc;glres
[1] 15
>
> #Somas de quadrado:
> sqtrat <- round(1/length(levels(BLOCO))*sum(tot.trat^2)-C,4);sqtrat
[1] 8.1335
> sqbloc <- round(1/length(levels(TRAT))*sum(tot.bloc^2)-C,4);sqbloc
[1] 0.2535
> sqtot <- round(sum(VR^2)-C,4);sqtot
[1] 9.1889
> sqres <- sqtot-sqtrat-sqbloc;sqres
[1] 0.8019
>
> #Quadrado médio:
> qmtrat <- round(sqtrat/gltrat,4);qmtrat
[1] 1.6267
> qmbloc <- round(sqbloc/glbloc,4);qmbloc
[1] 0.0845
> qmres <- round(sqres/glres,4);qmres
[1] 0.0535
>
> #Teste F - tabelado
> ftabtrat <- round(qf(0.95,gltrat,glres),4);ftabtrat
[1] 2.9013

```

```

> ftabbloc <- round(qf(0.95,glbloc,glres),4);ftabbloc
[1] 3.2874
>
> #Teste F - calculado
> ftrat <- round(qmtrat/qmres,4);ftrat
[1] 30.4056
> fbloc <- round(qmbloc/qmres,4);fbloc
[1] 1.5794
>
> #Valor-p do teste F
> ptrat <- round(pf(ftrat,gltrat,glres,lower.tail=FALSE),8);ptrat
[1] 2.4e-07
> pbloc <- round(pf(fbloc,glbloc,glres,lower.tail=FALSE),4);pbloc
[1] 0.2359
>
> #####
> #QUADRO RESUMO DA ANAVA
> #####
>
> FV      <- c("Trat","Bloc","Res","Total")
> GL      <- c(gltrat,glbloc,glres,gltot)
> SQ      <- c(sqtrat,sqbloc,sqres,sqtot)
> QM      <- c(qmtrat,qmbloc,qmres,"-")
> Fcalc   <- c(ftrat,fbloc,"-","-")
> Ftab    <- c(ftabtrat,ftabbloc,"-","-")
> pvalue  <- c(ptrat,pbloc,"-","-")
> #
> quadres <-data.frame(FV,GL,SQ,QM,Fcalc,Ftab,pvalue);quadres
      FV GL     SQ     QM   Fcalc   Ftab pvalue
1  Trat 5 8.1335 1.6267 30.4056 2.9013 2.4e-07
2  Bloc 3 0.2535 0.0845  1.5794 3.2874  0.2359
3  Res 15 0.8019 0.0535      -      -      -
4 Total 23 9.1889      -      -      -      -

```

3.2.2.3 Usando o R - Rotinas de pacotes

De modo mais compacto, usando pacotes do R, essa rotina além de fazer a análise de variância, também mostra a rotina para o teste Tukey. Os pacotes utilizados foram: **multcomp** e **agricolae**. Segue abaixo a rotina.

Código R: Usando os pacotes do R

```

> #####
> #Usando as rotinas prontas
> #####
>
> #ANAVA:
> anava <-aov(VR~TRAT+BLOCO,data=dados)
> summary(anava)

```

```

Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
TRAT       5  8.133  1.6267   30.43 2.42e-07 ***
BLOCO      3  0.253  0.0845    1.58   0.236
Residuals  15  0.802  0.0535
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
>
> #####
> #Teste Tukey
> #####
> #pacotes
> #install.packages("multcomp")
> #install.packages("agricolae")
> library(multcomp)
> library(agricolae)
> Tuk <- HSD.test(VR,TRAT,glres,qmres,alpha=0.05,
+                   group=TRUE, main="efeito de épocas de corte
+                   na produtividade (Kg/parcela) de alfafa");Tuk
$statistics
      Mean      CV MSerror      HSD
2.566667 9.011714 0.0535 0.5313826

$parameters
  Df ntr StudentizedRange
  15   6      4.594735

$means
      VR      std r  Min  Max
T1 2.0100 0.1798147 4 1.75 2.14
T2 2.3150 0.2085665 4 2.05 2.53
T3 2.2625 0.1759498 4 2.02 2.43
T4 3.2925 0.4491010 4 2.80 3.84
T5 2.0650 0.1112055 4 1.95 2.17
T6 3.4550 0.1759735 4 3.31 3.68

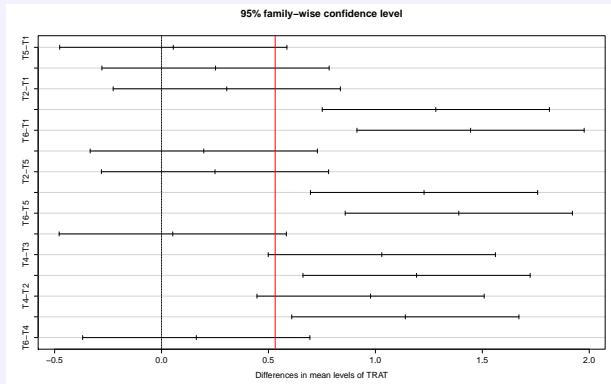
$comparison
NULL

$groups
  trt means M
1  T6 3.4550 a
2  T4 3.2925 a
3  T2 2.3150 b
4  T3 2.2625 b
5  T5 2.0650 b
6  T1 2.0100 b

> #

```

```
> #Gráfico de Tukey:  
> THSD <- TukeyHSD(anava, which="TRAT", ordered=TRUE, conf.level=0.95)  
> plot(TukeyHSD(anava, "TRAT", ordered=T))  
> abline(v=Tuk$statistics[4], col="red")
```



Usando o pacote **ExpDes**, as linhas de comando ficam mais simples. Segue abaixo a rotina.

Código R: Usando o ExpDes.pt

```
> #####  
> #Usando as rotinas prontas: ExpDes.pt  
> #####  
  
> #Carregando o pacote ExpDes.pt:  
> require(ExpDes.pt)  
  
> #carregando os dados:  
> dados <- read.table("laranja.txt", h=T, dec=",")  
> #h=T - existe cabeçalho  
> #dec="," - a decimal é separado por ","  
  
> #transformando tratamentos e blocos em fatores:  
> dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)  
> dados$BLOCO <- as.factor(dados$BLOCO)  
  
> #abrindo o objeto "dados":  
> attach(dados)  
  
> #ANOVA:  
> dbc(trat=TRAT, bloco=BLOCO, resp=VR, quali = TRUE,  
+ mcomp = "tukey", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
```

Quadro da analise de variância

	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
Tratamento	5	8.1335	1.62670	30.4251	0.0000
Bloco	3	0.2535	0.08449	1.5802	0.2357
Residuo	15	0.8020	0.05347		
Total	23	9.1889			

CV = 9.01 %

Teste de normalidade dos resíduos (Shapiro-Wilk) p-valor: 0.5878604
De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significância, os resíduos podem ser considerados normais.

Teste de Tukey

Grupos Tratamentos Médias

a	T6	3.455
a	T4	3.2925
b	T2	2.315
b	T3	2.2625
b	T5	2.065
b	T1	2.01

3.2.2.4 Usando o SISVAR

Usando o **SISVAR** para resolver esse exercício.

Sisvar:

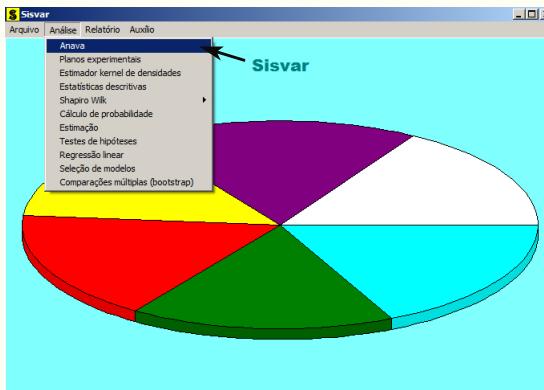
Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

	A	B	C
1	TRAT	BLOCO	VR
2	T1	I	1,75
3	T1	II	2,03
4	T1	III	2,12
5	T1	IV	2,14
6	T2	I	2,05
7	T2	II	2,26
8	T2	III	2,42
9	T2	IV	2,53
10	T3	I	2,34
11	T3	II	2,02
12	T3	III	2,43
13	T3	IV	2,26
14	T4	I	2,8
15	T4	II	3,84
16	T4	III	3,44
17	T4	IV	3,09
18	T5	I	1,95
19	T5	II	2,15
20	T5	III	1,99
21	T5	IV	2,17
22	T6	I	3,51
23	T6	II	3,32
24	T6	III	3,68
25	T6	IV	3,31

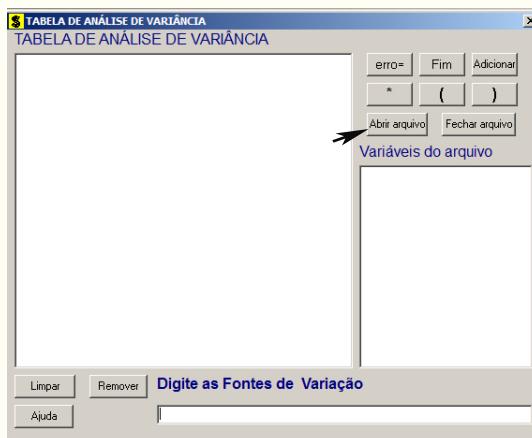
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão `<>.dbf`: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: laranja.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

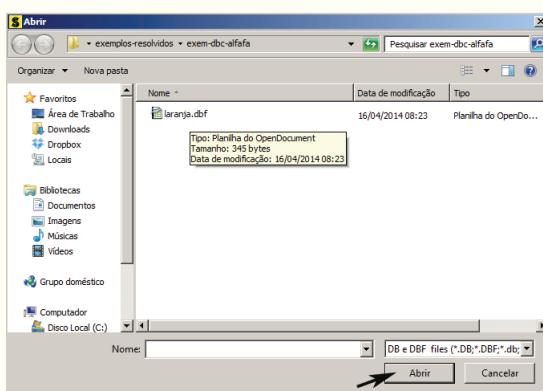
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



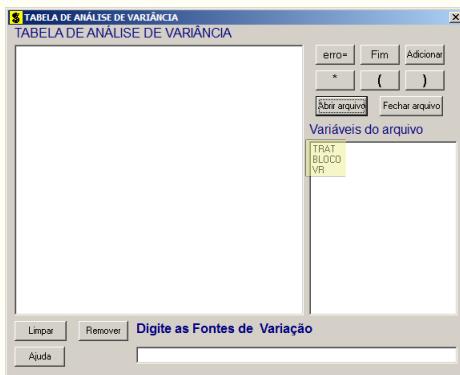
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



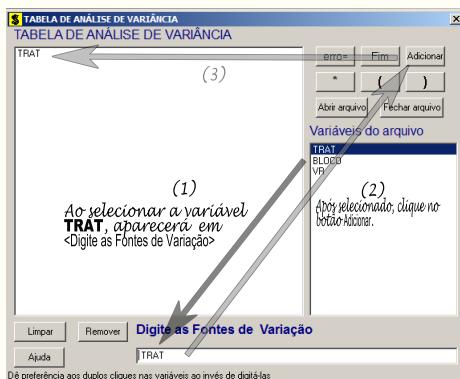
Passo 3: ...> Abrir arquivo > laranja.dbf.



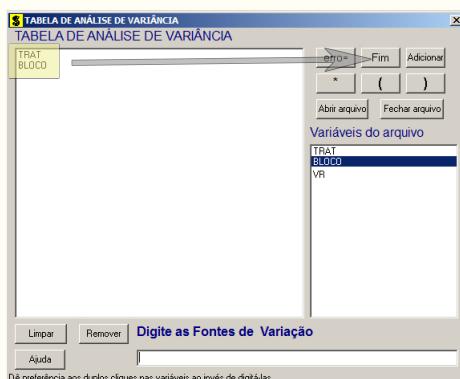
Passo 4: Com o arquivo laranja.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (T1, T2, T3, T4, T5 e T6), BLOCO (I, II, III, IV) e VR (variável resposta, referente ao diâmetro (cm) da mudas de laranjeira referente aos tipos de adubação).



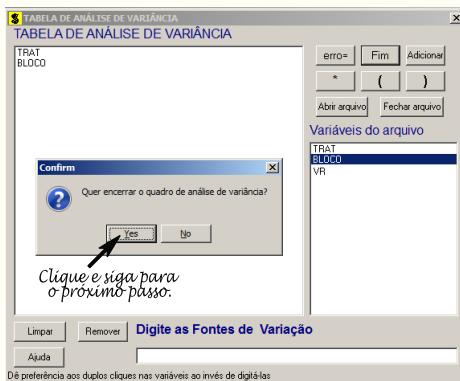
Passo 5: Adicionando a variável TRAT: em **variáveis do arquivo**, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** ou **Enter** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em **Tabela de análise de variância** (3).



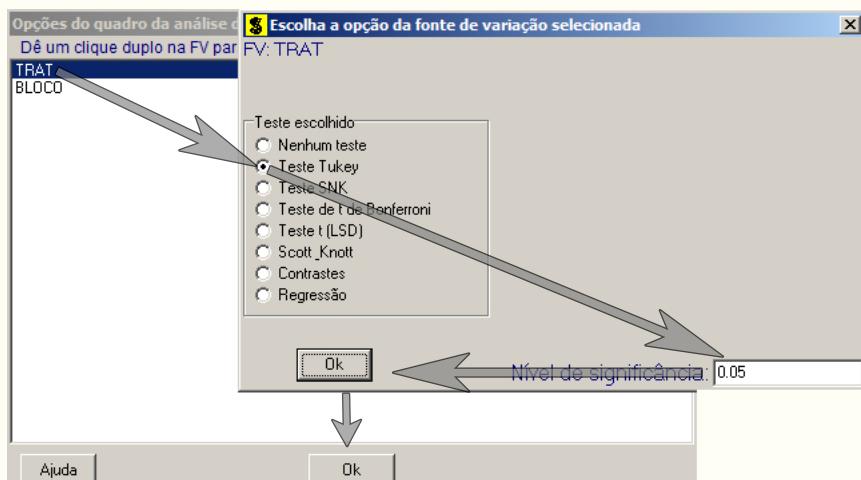
Passo 6: Posteriormente, insere a variável BLOCO, da mesma forma que inserimos TRAT no **Passo 5**. Ao final desse passo, estamos prontos para terminar a adição de variáveis, já que em **tabela de análise de variância** temos as duas variáveis de interesse, como visto na figura abaixo.



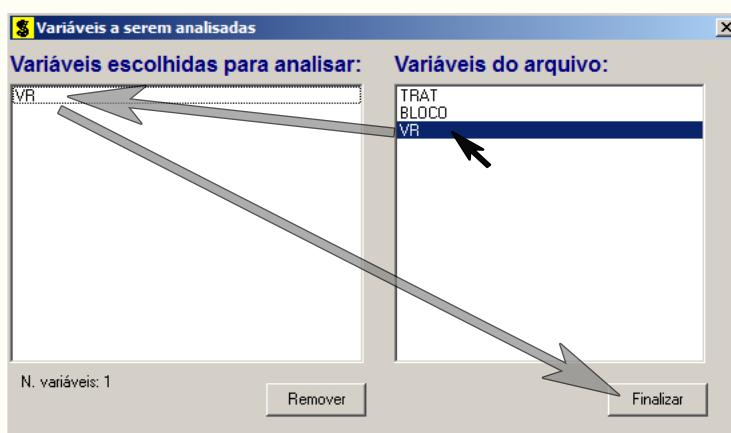
Passo 7: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



Passo 8: Nesse passo, iremos escolher qual o teste de médias que será feito nos tratamentos. Nesse exercício, foi escolhido o teste Tukey ao nível de significância de 5% de probabilidade. Assim, clique em TRAT, selecione o teste Tukey, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok** e **Ok**.



Passo 9: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em VR e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 10: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de

variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

Variável analisada: VR Opção de transformação: Variável sem transformação (Y)					
TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	5	8.133483	1.626697	30.425	0.0000
BLOCO	3	0.253467	0.084489	1.580	0.2357
erro	15	0.801983	0.053466		
Total corrigido	23	9.188933			
CV (%) =	9.01				
Média geral:	2.5666667	Número de observações:	24		
 Teste Tukey para a FV TRAT					
DMS: 0,531377798177521	NMS: 0,05				
Média harmonica do número de repetições (r): 4					
Erro padrão: 0,115613099988232					
Tratamentos	Médias	Resultados do teste			
T1	2.010000	a1			
T5	2.065000	a1			
T3	2.262500	a1			
T2	2.315000	a1			
T4	3.292500	a2			
T6	3.455000	a2			

3.2.2.5 Usando o SAS - Criando as rotinas

As rotinas em SAS seguem o mesmo padrão feito no exemplo anterior. A seguir segue as linhas de comando.

Macro SAS:

```
title 'Analise de Variancia sobre o diâmetro de mudas de laranjeiras';
Options PS=300 LS=75 nodate no number;

*Dados do experimento chamado 'dados';
Data dados;

input TRAT $ BLOCO $ VR @@;
cards;
T1 I 1.75 T3 I 2.34 T5 I 1.95
T1 II 2.03 T3 II 2.02 T5 II 2.15
T1 III 2.12 T3 III 2.43 T5 III 1.99
T1 IV 2.14 T3 IV 2.26 T5 IV 2.17
T2 I 2.05 T4 I 2.8      T6 I 3.51
T2 II 2.26 T4 II 3.84 T6 II 3.32
```

```

T2 III 2.42 T4 III 3.44 T6 III 3.68
T2 IV 2.53 T4 IV 3.09 T6 IV 3.31
;
Proc Anova data = dados;
  Class TRAT BLOCO;
  Model VR = BLOCO TRAT;
  Means TRAT/Tukey alpha=0.05;
Run;Quit;

```

RESULTADO:

Analise de Variância sobre o diâmetro de mudas de laranjeiras
Options PS=300 nodate no number

The ANOVA Procedure					
Dependent Variable: VR					
Source	DF	Sum of		F Value	Pr > F
		Squares	Mean Square		
Model	8	8.38695000	1.04836875	19.61	<.0001
Error	15	0.80198333	0.05346556		
Corrected Total	23	9.18893333			
		R-Square	Coeff Var	Root MSE	VR Mean
		0.912723	9.008813	0.231226	2.566667
Source	DF	Anova SS		F Value	Pr > F
		Mean Square			
BLOCO	3	0.25346667	0.08448889	1.58	0.2357
TRAT	5	8.13348333	1.62669667	30.43	<.0001

Tukey's Studentized Range (HSD) Test for VR

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate,
but it generally has a higher Type II error rate than REGWQ.

Alpha	0.05
Error Degrees of Freedom	15
Error Mean Square	0.053466
Critical Value of Studentized Range	4.59474
Minimum Significant Difference	0.5312

Means with the same letter are not significantly different.

Tukey Grouping	Mean	N	TRAT
A	3.4550	4	T6
A	3.2925	4	T4
B	2.3150	4	T2
B	2.2625	4	T3
B	2.0650	4	T5
B	2.0100	4	T1

3.3 Delineamento em Quadrado Latino

Quando a área experimental apresenta heterogênea em duas direções, isto é, quando apresenta duas fontes de variáveis indesejáveis, faz-se necessário o uso do delineamento em quadrado latino, em que as parcelas são agrupadas de duas maneiras, em linhas e colunas, de modo que os tratamentos são distribuídos em uma única vez em cada linha e coluna, e o número de repetições é obrigatoriamente igual ao número de tratamentos.

3.3.1 Exemplo do ganho de peso de suínos

Exemplo 3.4: Delineamento em Quadrado Latino

Em um experimento em Quadrado Latino sobre a alimentação de suínos foram estudadas quatro raças: A = Milho, B = Sorgo, C = Milho + complemento, D = Sorgo + complemento. Cada parcela continha 5 animais. Foram utilizadas 4 raças diferentes e quatro faixas de pesos iniciais. Os dados de ganho em peso, ao final do experimento, são apresentados a seguir.

	30-36	37-42	43-46	47 ou mais
R1	35 (A)	33 (B)	28 (D)	28 (C)
R2	15 (B)	40 (C)	29 (A)	14 (D)
R3	31 (C)	36 (D)	20 (B)	27 (A)
R4	19 (D)	46 (A)	39 (C)	12 (B)

A seguir as soluções serão apresentadas, sendo a primeira de forma analítica.

3.3.1.1 Solução analítica

A solução analítica tem como propósito, apresentar didaticamente a análise de variância em um delineamento em quadrado latino.

Solução:

Levantando as hipóteses, temos:

H_0 : As raças apresentam mesmo ganho de peso de suínos;

H_a : Pelo menos duas raças apresentam efeitos diferentes no ganho de peso de suínos.

Vamos apresentar os dados de ganho de peso (Kg) de suínos, referentes a quatro tipos de raças, por meio de uma tabela simplificada:

RAÇAS (Linha)	FAIXA DE PESOS(Kg) (Coluna)				TOTais
	30-36	37-42	43-46	47 ou mais	
R1	35(A)	33(B)	28(D)	28(C)	124
R2	15(B)	40(C)	29(A)	14(D)	98
R3	31(C)	36(D)	20(B)	27(A)	114
R4	19(D)	46(A)	39(C)	12(B)	116
TOTais	100	155	116	81	$G = 452$

Um quadro auxiliar para obter os totais dos tratamentos, como segue:

TRATAMENTOS	REPETIÇÕES				TOTAL
	I	II	III	IV	
A	35	29	27	46	137
B	33	15	20	12	80
C	28	40	31	39	138
D	28	14	36	19	97

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 452^2/16 \\ &= 12769,00. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (35^2 + 33^2 + \dots + 39^2 + 12^2) - C \\ &= 14272,00 - C \\ &= 1503,00. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{4}(137^2 + 80^2 + 138^2 + 97^2) - C \\ &= 13405,50 - C \\ &= 636,50. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{lin} &= \frac{1}{4}(124^2 + 98^2 + 114^2 + 116^2) - C \\ &= 12858,00 - C \\ &= 89,00. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{col} &= \frac{1}{4}(100^2 + 155^2 + 116^2 + 81^2) - C \\ &= 13510,50 - C \\ &= 741,50. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} - SQ_{bloc} \\ &= 36,00. \end{aligned}$$

A valor dos quadrados médios são encontrados pela razão entre a soma de quadrados e o grau de liberdade da fonte de variação em análise.

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

Tabela 1: Análise de variância do ganho de peso em kg, das rações de suínos.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab	Valor-p
Tratamentos	3	636,50	212,17	35,36*	4,76	0,0003
Linhas	3	89,00	29,67	4,95*	4,76	0,0461
Colunas	3	741,50	247,17	41,2*	4,76	0,0002
Resíduo	6	36,00	6,00	-	-	-
TOTAL	15	1503,00	-	-	-	-

Pela análise de variância, pelo menos duas rações apresentam ganho de peso (Kg) diferentes, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100, \quad (3.7)$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{20,00 + 24,25 + 34,25 + 34,50}{4} \\ &= 28,25 \text{ kg.} \end{aligned}$$

Assim, o CV é calculado

$$CV = \frac{\sqrt{6,00}}{28,25} \times 100 \quad (3.8)$$

$$= 8,67\%. \quad (3.9)$$

O experimento apresenta alta precisão.

No estudo das médias os testes de comparações múltiplas usaremos o teste Tukey, já que o teste F foi significativo para o efeito dos tratamentos.

Fazendo o estudo do teste Tukey, calculemos a DMS:

$$\begin{aligned} DMS &= q_{4,6gl.} \times \sqrt{\frac{QME}{J}} \\ &= 4,90 \times \sqrt{\frac{6,00}{4}} \\ &= 6,00. \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Ganho de peso (Kg) das rações de suínos.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
C	2,57	a
A	1,84	a
D	1,82	b
B	1,38	b

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que as rações A e B apresentam peso médio (Kg) de suínos superior as demais rações. As rações A e B, bem como C e D apresentam mesmo peso médio.

3.3.1.2 Usando o R - Criando as rotinas

Ao invés da solução analítica, podemos usar o R, para fazer a análise de variância desse delineamento passo a passo, como será feito a seguir.

Código R: Criando as rotinas

```
> #####
> #exemplo do experimento p/ prod de var de alfafa
> #####
>
> #mudando diretorio:
> setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
  APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-dql-suino")
>
> #carregando os dados:
>
> dados <- read.table("suino.txt",h=T,dec=",")
> #h=T - existe cabeçalho
> #dec="," - a decimal é separado por ","
> dados
   TRAT LIN COL VR
 1     A  R1  F1 35
 2     B  R2  F1 15
 3     C  R3  F1 31
 .
 .
 .
 .
 .
 .
 16    B  R4  F4 12
> #
> #transformando tratamentos, linhas e colunas em fatores:
> str(dados)
'data.frame': 16 obs. of  4 variables:
 $ TRAT: Factor w/ 4 levels "A","B","C","D": 1 2 3 4 2 3 4 1 4 1 ...
 $ LIN : Factor w/ 4 levels "R1","R2","R3",...: 1 2 3 4 1 2 3 4 1 2 ...
 $ COL : Factor w/ 4 levels "F1","F2","F3",...: 1 1 1 1 2 2 2 3 3 ...
 $ VR  : num  35 15 31 19 33 40 36 46 28 29 ...
> #dados <- transform(dados, LIN=factor(LIN), COLUNA=factor(COL))
> #str(dados)
>
> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)
#-----
```

```

> #calculando totais de tratamentos:
> tot.trat <- tapply(VR,TRAT,sum);tot.trat
  A   B   C   D
137  80 138  97
>
> #calculando totais de linhas (raças):
> tot.lin <- tapply(VR,LIN,sum);tot.lin
  R1  R2  R3  R4
124  98 114 116
>
> #calculando totais de colunas (raças):
> tot.col <- tapply(VR,COL,sum);tot.col
  F1  F2  F3  F4
100 155 116  81
>
> #Total geral
> G <- sum(tot.trat);G
[1] 452
> #G <- sum(tot.lin);G
> #G <- sum(tot.col);G
>
> options(digits=8)#arredondamento de 8 dígitos
>
> #correção:
> C <- G^2/length(VR);C
[1] 12769
> #-----
> #Graus de liberdade
>
> gltrat <- length(levels(TRAT))-1;gltrat
[1] 3
> gllin  <- length(levels(LIN))-1;gllin
[1] 3
> glcol  <- length(levels(COL))-1;glcol
[1] 3
> gltot  <- length(levels(COL))*length(levels(LIN))-1;gltot
[1] 15
> glres  <- gltot-gllin-glcol-gltrat;glres
[1] 6
> #-----
> #Somas de quadrado:
> sqtrat <- round(1/length(levels(TRAT))*sum(tot.trat^2)-C,2);sqtrat
[1] 636.5
> sqlin <- round(1/length(levels(COL))*sum(tot.lin^2)-C,2);sqlin
[1] 89
> sqcol <- round(1/length(levels(LIN))*sum(tot.col^2)-C,2);sqcol
[1] 741.5
> sqtot  <- round(sum(VR^2)-C,2);sqtot

```

```
[1] 1503
> sqres <- sqtot-sqlin-sqcol-sqtrat;sqres
[1] 36
> #-----
> #Quadrado médio:
> qmtrat <- round(sqtrat/gltrat,2);qmtrat
[1] 212.17
> qmlin <- round(sqlin/gllin,2);qmlin
[1] 29.67
> qmcol <- round(sqcol/glcol,2);qmcol
[1] 247.17
> qmres <- round(sqres/glres,2);qmres
[1] 6
> #-----
> #Teste F - tabelado
> ftabtrat <- round(qf(0.95,gltrat,glres),2);ftabtrat
[1] 4.76
> ftablin <- round(qf(0.95,gllin,glres),2);ftablin
[1] 4.76
> ftabcol <- round(qf(0.95,glcol,glres),2);ftabcol
[1] 4.76
>
> #Teste F - calculado
> ftrat <- round(qmtrat/qmres,2);ftrat
[1] 35.36
> flin <- round(qmlin/qmres,2);flin
[1] 4.95
> fcol <- round(qmcol/qmres,2);fcol
[1] 41.2
>
> #Valor-p do teste F
> ptrat <- round(pf(ftrat,gltrat,glres,lower.tail=FALSE),4);ptrat
[1] 3e-04
> plin <- round(pf(flin,gllin,glres,lower.tail=FALSE),4);plin
[1] 0.0461
> pcol <- round(pf(fcol,glcol,glres,lower.tail=FALSE),4);pcol
[1] 2e-04
>
> #####
> #QUADRO RESUMO DA ANAVA
> #####
>
> FV      <- c("Trat","Lin","Col","Res","Total")
> GL      <- c(gltrat,gllin,glcol,glres,gltot)
> SQ      <- c(sqtrat,sqlin,sqcol,sqres,sqtot)
> QM      <- c(qmtrat,qmlin,qmcol,qmres,"-")
> Fcalc   <- c(ftrat,flin,fcol,"-","-")
> Ftab    <- c(ftabtrat,ftablin,ftabcol,"-","-")
```

```

> pvalue <- c(ptrat,plin,pcol,"-", "-")
> #
> quadres <- data.frame(FV,GL,SQ,QM,Fcalc,Ftab,pvalue);quadres
   FV GL      SQ      QM Fcalc Ftab pvalue
1  Trat 3  636.5 212.17 35.36 4.76 3e-04
2  Lin  3   89.0  29.67  4.95 4.76 0.0461
3  Col  3  741.5 247.17 41.2 4.76 2e-04
4  Res  6    36.0       6      -      -      -
5 Total 15 1503.0      -      -      -      -

```

3.3.1.3 Usando o R - Rotinas de pacotes

Para facilitar a análise no R, podemos usar pacotes prontos, para realizar a análise de variância. Como na ANAVA dos outros delineamentos, para essa seção, iremos usar a função `aov()` da base do próprio R, sem necessidade de instalação de pacotes. Para o teste de médias, será usado os pacotes `multicomp` e `agricolae`. Maiores detalhes sobre os testes de comparações múltiplas, poderá ser consultado na seção específica.

Código R: Usando rotinas prontas

```

> #####
> #Usando as rotinas prontas
> #####
> #ANAVA:
> anava <- aov(VR~TRAT+LIN+COL)
> summary(anava)
      Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
TRAT      3  636.5 212.167 35.3611 0.0003288 ***
LIN       3   89.0  29.667  4.9444 0.0462398 *
COL       3  741.5 247.167 41.1944 0.0002133 ***
Residuals 6    36.0    6.000
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
> -----
> #####
> #Teste Tukey
> #####
> #pacotes
> #install.packages("multcomp")
> #install.packages("agricolae")
> library(multcomp)
> library(agricolae)
> Tuk <- HSD.test(VR,TRAT,glres,qmres,alpha=0.05,
+ group=TRUE, main="efeito de rações no peso
+ médio (Kg) de suínos");Tuk
$statistics
      Mean      CV MSerror      HSD
28.25 8.6707602       6 5.99586

```

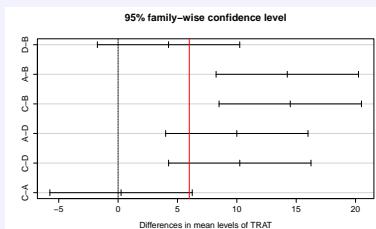
```
$parameters
  Df ntr StudentizedRange
  6   4       4.8955992

$means
  VR      std r Min Max
A 34.25 8.5391256 4 27 46
B 20.00 9.2736185 4 12 33
C 34.50 5.9160798 4 28 40
D 24.25 9.7425185 4 14 36

$comparison
NULL

$groups
  trt means M
1   C 34.50 a
2   A 34.25 a
3   D 24.25 b
4   B 20.00 b

> #
> #Gráfico de Tukey:
> THSD <- TukeyHSD(anava, which="TRAT", ordered=TRUE, conf.level=0.95)
> plot(TukeyHSD(anava, "TRAT", ordered=T))
> abline(v=Tuk$statistics[4], col="red")
```



Usando o pacote **ExpDes.pt**, essa análise pode ser simplificada mais ainda. Segue as linhas de comando abaixo.

Código R: Usando o ExpDes.pt

```
> #####
> #Usando as rotinas prontas:ExpDes
> #####
> #####
> #carregando pacote
> require(ExpDes.pt)
> #####
> #carregando os dados:
> dados <- read.table("suino.txt", h=T, dec=",")
> #h=T - existe cabeçalho
> #dec="," - a decimal é separado por ","
```

```

> #Estrutura do objeto dados
> str(dados)
'data.frame': 16 obs. of 4 variables:
 $ TRAT: Factor w/ 4 levels "A","B","C","D": 1 2 3 4 2 3 4 1 4 1 ...
 $ LIN : Factor w/ 4 levels "R1","R2","R3",...: 1 2 3 4 1 2 3 4 1 2 ...
 $ COL : Factor w/ 4 levels "F1","F2","F3",...: 1 1 1 1 2 2 2 2 3 3 ...
 $ VR  : num 35 15 31 19 33 40 36 46 28 29 ...

> #abrindo o objeto "dados":
> attach(dados)

> #ANAVA
> dql(trat=TRAT, linha=LIN, coluna=COL, resp=VR, quali = TRUE,
+ mcomp = "tukey", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
Quadro da analise de variancia
-----
      GL      SQ      QM      Fc    Pr>Fc
Tratamento 3 636.5 212.167 35.361 0.000329
Linha       3  89.0  29.667  4.944 0.046240
Coluna      3 741.5 247.167 41.194 0.000213
Residuo     6   36.0   6.000
Total       15 1503.0
-----
CV = 8.67 %

Teste de normalidade dos residuos (Shapiro-Wilk)
p-valor: 0.9989003
De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significancia,
os residuos podem ser considerados normais.
-----
Teste de Tukey
-----
Grupos Tratamentos Medias
a   C   34.5
a   A   34.25
b   D   24.25
b   B   20
-----
```

3.3.1.4 Usando o SISVAR

Essa análise no Sisvar, haverá pequenas diferenças na hora de acrescentar as fontes de variação (Passo 7). Abaixo segue os passos.

Sisvar:

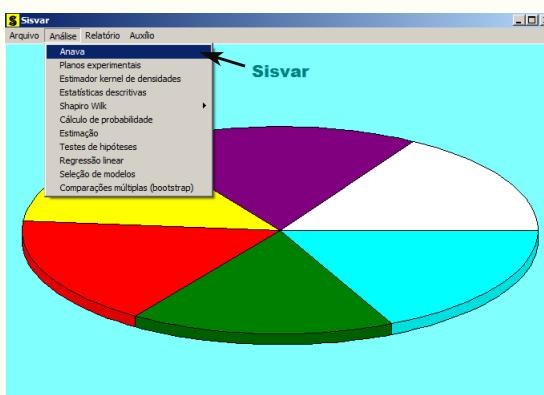
Entrada de dados com a extensão **aquivo.dbf**, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

	A	B	C	D
1	TRAT	LIN	COL	VR
2	A	R1	F1	35,00
3	B	R2	F1	15,00
4	C	R3	F1	31,00
5	D	R4	F1	19,00
6	B	R1	F2	33,00
7	C	R2	F2	40,00
8	D	R3	F2	36,00
9	A	R4	F2	46,00
10	D	R1	F3	28,00
11	A	R2	F3	29,00
12	B	R3	F3	20,00
13	C	R4	F3	39,00
14	C	R1	F4	28,00
15	D	R2	F4	14,00
16	A	R3	F4	27,00
17	B	R4	F4	12,00

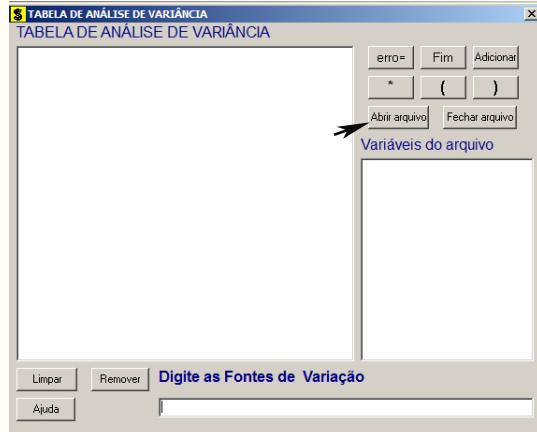
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão **<>.dbf**: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: suino.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

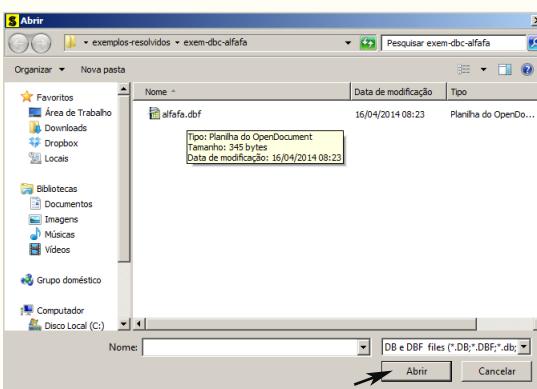
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



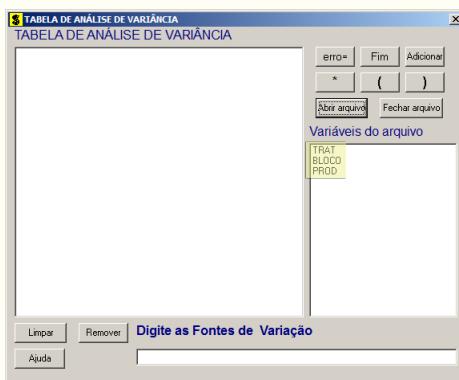
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



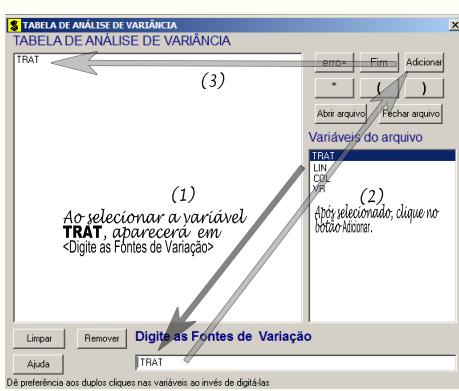
Passo 3: ...> Abrir arquivo > suino.dbf.



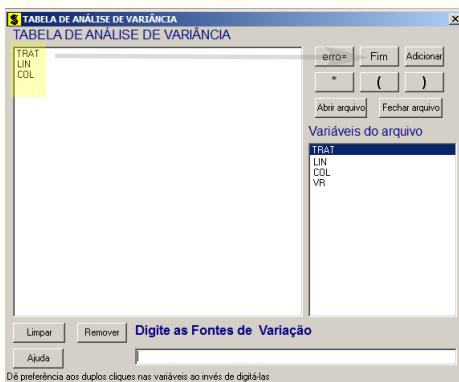
Passo 4: Com o arquivo suino.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (A, B, C e D), LIN (R1, R2, R3 e R4), COL (F1, F2, F3 e F4) e VR (variável resposta, ganho de peso de suínos).



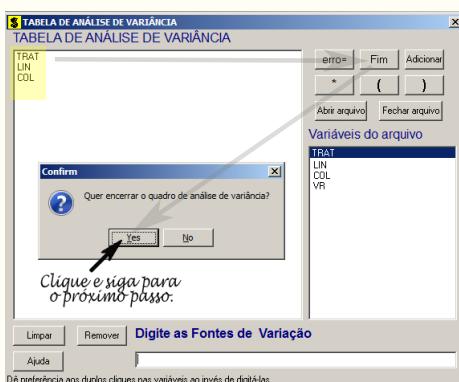
Passo 5: Adicionando a variável TRAT: em variáveis do arquivo, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** ou **Enter** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em Tabela de análise de variância (3).



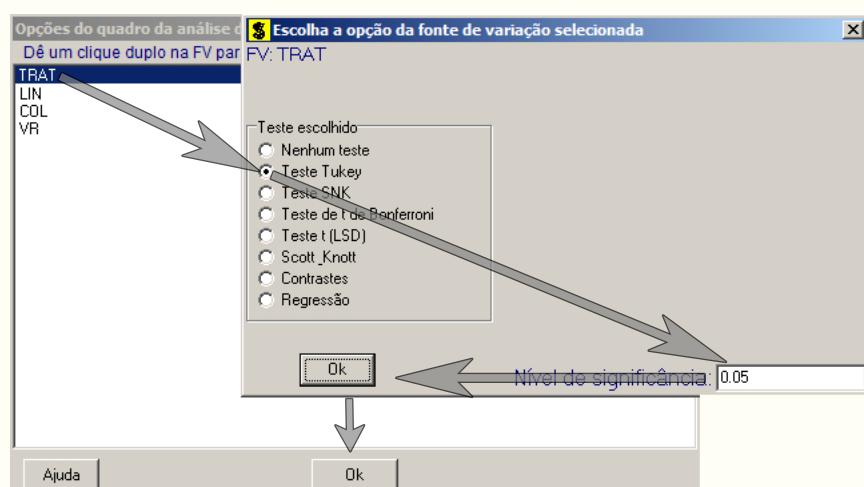
Passo 6: Posteriormente, insere a variável LIN e COL, da mesma forma que inserimos TRAT no **Passo 5**. Ao final desse passo, estamos prontos para terminar a adição de variáveis, já que em **tabela de análise de variância** temos as duas variáveis de interesse, como visto na figura abaixo.



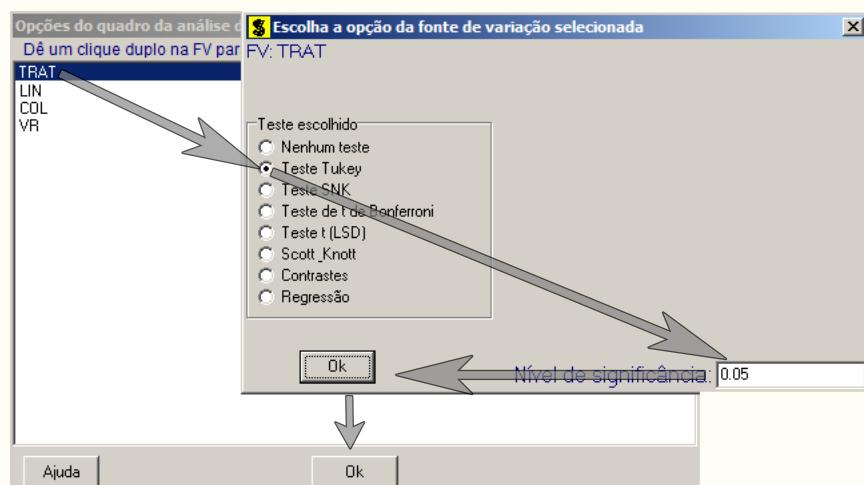
Passo 7: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



Passo 8: Nesse passo, iremos escolher qual o teste de médias que será feito nos tratamentos. Nesse exercício, foi escolhido o teste Tukey ao nível de significância de 5% de probabilidade. Assim, clique em **TRAT**, selecione o teste Tukey, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok** e **Ok**.



Passo 9: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em PROD e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 10: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

Variável analisada: VR Opção de transformação: Variável sem transformação (Y)					
TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	3	636.500000	212.166667	35.361	0.0003
LIN	3	89.000000	29.666667	4.944	0.0462
COL	3	741.500000	247.166667	41.194	0.0002
erro	6	36.000000	6.000000		
Total corrigido	15	1503.000000			
CV (%) =	8.67				
Média geral:	28.250000	Número de observações:	16		
Teste Tukey para a FV TRAT					
DMS:	5,99491654209343	NMS:	0,05		
Média harmonica do número de repetições (r):	4				
Erro padrão:	1,22474487139159				
Tratamentos	Médias	Resultados do teste			
B	20.000000	a1			
D	24.250000	a1			
A	34.250000	a2			
C	34.500000	a2			

3.3.1.5 Usando o SAS - Criando as rotinas

A macro criada no SAS para resolver a análise de variância para um experimento com delineamento em quadrado latino, terá pequenas alterações das outras já feitas para os delineamentos estudados. Faremos as observações após a apresentação das linhas de comando, mostradas a seguir.

Macro SAS:

```
title 'Analise de Variancia sobre o ganho de peso (kg) de suinos';
Options PS=300 LS=75 nodate no number;
*Dados do experimento chamado 'dados';
Data dados;
input TRAT $ LIN $ COL $ VR @@;
cards;
A R1 F1 35.00
B R2 F1 15.00
C R3 F1 31.00
D R4 F1 19.00
B R1 F2 33.00
C R2 F2 40.00
D R3 F2 36.00
A R4 F2 46.00
D R1 F3 28.00
A R2 F3 29.00
B R3 F3 20.00
C R4 F3 39.00
```

```
C R1 F4 28.00
D R2 F4 14.00
A R3 F4 27.00
B R4 F4 12.00
;
Proc Anova data = dados;
  Class TRAT LIN COL;
  Model VR = TRAT LIN COL;
  Means TRAT/Tukey alpha=0.05;
Run;Quit;
```

RESULTADO:

Analise de Variancia sobre o ganho de peso (kg) de suinos
Options PS=300 nodate no number

The ANOVA Procedure					
Dependent Variable: VR					
Source	DF	Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	9	1467.000000	163.000000	27.17	0.0003
Error	6	36.000000	6.000000		
Corrected Total	15	1503.000000			
R-Square		Coeff Var	Root MSE	VR Mean	
0.976048		8.670760	2.449490	28.25000	
Source	DF	Anova SS	Mean Square	F Value	Pr > F
TRAT	3	636.5000000	212.1666667	35.36	0.0003
LIN	3	89.0000000	29.6666667	4.94	0.0462
COL	3	741.5000000	247.1666667	41.19	0.0002

Tukey's Studentized Range (HSD) Test for VR

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate,
but it generally has a higher Type II error rate than REGWQ.

Alpha	0.05
Error Degrees of Freedom	6
Error Mean Square	6
Critical Value of Studentized Range	4.89559
Minimum Significant Difference	5.9959

Means with the same letter are not significantly different.

Tukey Grouping	Mean	N	TRAT
A	34.500	4	C
A	34.250	4	A
B	24.250	4	D

B	20.000	4	B
---	--------	---	---

3.4 Estudo do experimento após a ANAVA

Ao realizar um experimento, o pesquisador está interessado em averiguar a hipótese nula global (H_0) que estabeleceu. Duas hipóteses, portanto, são formuladas, as quais são:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_n,$$

$$H_1 : \text{Pelo menos um contraste } \mu_i - \mu_j \neq 0, i \neq j = 1, 2, \dots, n,$$

em que $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ são as n médias de n populações.

A hipótese nula é verificada pelo teste F. Caso a hipótese H_0 seja rejeitada, indagamos a que se devem as diferenças, ou quais são os níveis desse fator que diferem entre si? Assim, qual o método mais coerente de realizar essas comparações? Com relação a esse último questionamento, podemos decidir o método da seguinte forma:

1. Se os níveis do fator são quantitativos, o estudo de regressão é o mais apropriado;
2. Caso os níveis do fator sejam qualitativos e não estruturados, os métodos de comparações múltiplas (Teste de médias) são os mais recomendados.

A seguir, iremos mostrar por meio dos exemplos, essas duas metodologias após a análise de variância. Inicialmente, iremos falar do teste de médias.

3.4.1 Teste de médias

Quando os níveis do fator são qualitativos e não estruturados, usamos os testes de comparações múltiplas ou teste de médias. Diversos testes foram propostos nessa área, mas nenhum até hoje, conseguiu chegar no patamar de um teste ideal, que é um teste com alto poder e baixo erro tipo I. Até os dias atuais, a área de comparações múltiplas está em aberto, pois todos os testes que já foram propostos, apresentam suas limitações. Assim, buscando os testes mais conhecidos e utilizados, apresentaremos: teste Tukey, teste SNK, teste t de Student, teste t de Bonferroni, teste Scott-Knott, teste Scheffé e teste Dunnnett. As soluções serão feitas de forma analítica, por meio de rotinas no R e SAS, e no Sisvar.

A seguir, ilustraremos um exemplo de experimento, para a abordagem dos testes.

Exemplo 3.5: IVA - índice de envelhecimento acelerado de sementes

Num experimento conduzido em laboratório de sementes, foi avaliado o efeito de quatro reguladores de crescimento na germinação e outras características de sementes de milho. As condições experimentais eram homogêneas permitindo usar o delineamento inteiramente casualizado com cinco repetições e a unidade experimental constituiu-se de uma bandeja com 50 sementes. Os tratamentos avaliados foram os seguintes:

- A - Simulate;
- B - Booster;
- C - 1/2 Simulate + 1/2 Cellerate;
- D - Cellerate.

Os resultados obtidos para o “IVA - índice de envelhecimento acelerado das sementes” foram os seguintes:

Tratamentos	Repetições				
	1	2	3	4	5
A	40,2	49,3	40,1	43,0	52,4
B	42,0	44,5	53,0	54,5	51,0
C	47,1	55,5	58,3	53,4	45,7
D	38,1	45,9	43,7	40,6	36,7

- Faça a análise de variância e aplique o teste F. Discuta os resultados;
- Aplice os testes de comparações múltiplas: Tukey, SNK, t, t de Bonferroni, Skott-Knott ao nível de significância de 5% de probabilidade;
- Formule contrastes e aplique o teste de Scheffé, t e F ($\alpha = 0,05$), fazendo as seguintes avaliações:
 - avaliar os produtos “Stimulate” e “Cellerate” fornecidos isoladamente e misturados: $Y_1 = 1/3\hat{m}_A - 1\hat{m}_B + 1/3\hat{m}_C + 1/3\hat{m}_D$;
 - avaliar o produto “Booster” contra os demais produtos: $Y_2 = 1/2\hat{m}_A - 1\hat{m}_C + 1/2\hat{m}_D$;
 - avaliar os produtos isolados “Stimulate” e “Cellerate”: $Y_3 = 1\hat{m}_A - 1\hat{m}_D$.
- Aplice o teste Dunnett ao nível de 5% de probabilidade, supondo que o tratamento A seja a testemunha

A primeira solução abordada será de forma analítica, como segue.

3.4.1.1 Solução analítica

Solução:

- Levantando as hipóteses, temos:

$$H_0 : \text{Os reguladores de crescimento apresentam mesmo efeito ao IVA nas sementes};$$

$$H_a : \text{Pelo menos dois reguladores de crescimento apresentam efeitos diferentes ao IVA nas sementes}.$$

Vamos apresentar os dados do IVA dos quatro reguladores de crescimento, por meio de uma tabela simplificada:

Tratamentos	Repetições					Total
	1	2	3	4	5	
A	40,2	49,3	40,1	43,0	52,4	225,00
B	42,0	44,5	53,0	54,5	51,0	245,00
C	47,1	55,5	58,3	53,4	45,7	260,00
D	38,1	45,9	43,7	40,6	36,7	205,00

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 935,00^2/20 \\ &= 43711,25. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (40,2^2 + 49,3^2 + \dots + 40,6^2 + 36,7^2) - C \\ &= 44474,76 - C \\ &= 763,51, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{5}(225,00^2 + 245,00^2 + 260,0^2 + 205,00^2) - C \\ &= 44055,00 - C \\ &= 343,75, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} \\ &= 419,76. \end{aligned}$$

O cálculo dos quadrados médios das fontes de variação, basta dividir a soma de quadrado pelo seu respectivo grau de liberdade, o qual é apresentado na tabela de análise de variância a seguir.

Tabela 1: Análise de variância do IVA para os quatro reguladores de crescimento de sementes.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab	Valor-p
Tratamentos	3	343,75	114,58	4,37*	3,24	0,0199
Resíduo	16	419,76	26,24	-	-	
TOTAL	19	763,51	-	-	-	

Percebemos pela análise de variância que pelo menos dois reguladores de sementes apresentam efeitos diferentes no IVA, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100,$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{41,0 + 45,0 + 49,0 + 52,0}{20} \\ &= 46,8 \text{ unid.}, \end{aligned}$$

e o QME , é o quadrado médio do resíduo apresentado na **Tabela 1**. Assim, o CV é calculado

$$\begin{aligned} CV &= \frac{\sqrt{26,24}}{46,8} \times 100 \\ &= 10,96\%. \end{aligned}$$

O experimento apresenta boa precisão, pois $10 < CV \leq 20\%$.

b) Apresentando os testes de médias, a começar pelo teste Tukey. Inicialmente, iremos calcular a diferença mínima significativa (Δ),

$$\Delta = q_{(\alpha;n,\nu)} \times \sqrt{\frac{QME}{r}},$$

em que $q_{(\alpha;n,\nu)}$ é o quantil da distribuição da amplitude estudentizada, ao nível de $\alpha\%$ de significância, n é o número de tratamentos, ν é o número de graus de liberdade do resíduo, QME é o quadrado médio do resíduo, e r é o número de repetições do tratamento. O valor de $q_{(\alpha;n,\nu)}$ pode ser encontrado por meio de tabelas, ou softwares. Assim, segue o algoritmo para a aplicação do teste tukey:

1. as médias dos tratamentos devem ser ordenadas: $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \dots, \bar{Y}_n$;
2. a “diferença” mínima significativa é calculada por:

$$\Delta = \underbrace{q_{(0,05;4,16)}}_{4,05} \times \sqrt{\frac{26,24}{5}} = 9,28 \text{ unid.}$$

3. somando-se Δ à menor média, obtendo-se $\bar{Y}_1 + \Delta$; as medias abrangidas por essa soma são unidas por um traço e são consideradas estatisticamente não diferentes;
4. o processo é continuado com a média seguinte, segunda menor, obtendo-se $\bar{Y}_2 + \Delta$; as médias ordenadas abrangidas por essa soma são unidas por um traço; se algum traço ficar contido dentro de outro traço, já existente, que liga duas médias ordenadas, ele deve ser eliminado;
5. repete-se o passo (4), considerando $\bar{Y}_3 + \Delta, \bar{Y}_4 + \Delta, \dots, \bar{Y}_{n-1} + \Delta$, eliminando-se os traços contidos dentro de outros traços que ligam duas médias ordenadas;
6. identificar os traços remanescentes por letras, formando-se, assim, os grupos de médias que não diferem significativamente no nível nominal de significância α .

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Médias do IVA para os reguladores de sementes.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
D	41,0	b
A	45,0	b a
B	49,0	b a
C	52,0	a

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que os reguladores A, B e C apresentam o IVA médio de sementes superior ao regulador D.

Teste SNK

O teste SNK é similar ao teste Tukey, a diferença entre os dois testes verificado é observado na diferença mínima significativa, que no caso do teste SNK, será calculada de acordo com o número de médias ordenadas envolvidas na comparação e na forma específica em que se aplica essa diferença mínima significativa. Assim, segue os passos para a execução do teste:

1. as médias dos tratamentos devem ser ordenadas: $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \dots, \bar{Y}_n$;
2. a diferença mínima significativa Δ_k é calculada para o grupo envolvendo k médias ordenadas por:

$$\Delta_k = q_{(\alpha; \nu, k)} \sqrt{QME/r}; \quad (3.10)$$

nesse primeiro passo, todas as n médias ordenadas são consideradas, então $k = n$;

3. soma-se Δ_k à menor média, obtendo-se $\bar{Y}_1 + \Delta_k$; se as k médias ordenadas forem abrangidas por essa soma, então são unidas por um traço e são consideradas estatisticamente não diferentes; caso contrário, elas não são unidas por um traço; essa é uma diferença entre esse teste e o anterior. No anterior, deve-se unir qualquer grupo que venha a ser formado e não necessariamente as médias ordenadas envolvendo uma distância k , como esse caso;
4. o processo é continuado com os grupos envolvendo $k = n - 1$ médias. Assim, faz-se $k = n - 1$ e aplica-se a fórmula (3.10), para se obter a diferença mínima significativa entre $k - 1$ médias, Δ_{n-1} . Assim, obtém-se a soma $\bar{Y}_1 + \Delta_{n-1}$, para se comparar as médias envolvendo a menor e a penúltima menor médias; se a média \bar{Y}_{n-1} for alcançada (suplantada ou igualada) por essa soma, as médias \bar{Y}_1 e \bar{Y}_{n-1} são unidas por um traço; aplica-se também o mesmo procedimento para a outra possibilidade de agrupamento, envolvendo a segunda menor e a última médias. Assim, obtém-se $\bar{Y}_2 + \Delta_{n-1}$; se a média \bar{Y}_n for alcançada (suplantada ou igualada) por essa soma, as médias \bar{Y}_2 e \bar{Y}_{n-1} são unidas por um traço; se algum traço ficar contido dentro de outro traço já existente que liga duas médias ordenadas, ele deve ser eliminado;
5. repete-se o passo (4), considerando as 3 comparações envolvendo $k = n - 2$ médias ordenadas, usando Δ_{n-2} , as 4 comparações envolvendo $k = n - 3$ médias ordenadas, usando Δ_{n-3} e, assim sucessivamente até as $n - 1$ comparações envolvendo $k = 2$ médias ordenadas, usando Δ_2 , tomando-se o cuidado de eliminar os traços contidos dentro de outros traços que ligam duas médias ordenadas;
6. identificar os traços remanescentes por letras, formando-se, assim, os grupos de médias que não diferem significativamente no nível nominal de significância α .

Agora, iremos calcular a Δ_k :

Nº de médias (k)	q	Δ_k
4	4,05	9,27
3	3,65	8,36
2	3,00	6,87

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Médias do IVA para os reguladores de sementes.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
D	41,0	b
A	45,0	b a
B	49,0	b a
C	52,0	a

De acordo com o teste SNK, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que os reguladores A, B e C apresentam o IVA médio de sementes superior ao regulador D.

Teste t

O teste t serve para testar médias de dois tratamentos ou médias de dois grupos de tratamentos. O cálculo desse teste é dado pelo seguinte algoritmo,

1. as médias dos tratamentos devem ser ordenadas: $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \dots, \bar{Y}_n$;
2. a “diferença” mínima significativa é calculada por:

$$\Delta = t_{(\nu, \alpha/2)} \sqrt{2} \sqrt{\frac{QME}{r}},$$

em que o valor $t_{(\nu, \alpha/2)}$ representa o quantil da distribuição de t de student com ν graus de liberdade, que deixa uma área (probabilidade) acima do mesmo de $\alpha/2$.

3. somando-se Δ à menor média, obtendo-se $\bar{Y}_1 + \Delta$; as medias abrangidas por essa soma são unidas por um traço e são consideradas estatisticamente não diferentes;
4. o processo é continuado com a média seguinte, segunda menor, obtendo-se $\bar{Y}_2 + \Delta$; as médias ordenadas abrangidas por essa soma são unidas por um traço; se algum traço ficar contido dentro de outro traço, já existente, que liga duas médias ordenadas, ele deve ser eliminado;
5. repete-se o passo (4), considerando $\bar{Y}_3 + \Delta, \bar{Y}_4 + \Delta, \dots, \bar{Y}_{n-1} + \Delta$, eliminando-se os traços contidos dentro de outros traços que ligam duas médias ordenadas;
6. identificar os traços remanescentes por letras, formando-se, assim, os grupos de médias que não diferem significativamente no nível nominal de significância α .

Usando esses passos, temos que a DMS calculada foi:

$$\Delta = \underbrace{t_{(16; 0,05/2)}}_{2,12} \sqrt{2} \sqrt{\frac{26.235}{5}} = 6,87.$$

Assim, a tabela de médias fica

Tabela 2: Médias do IVA para os reguladores de sementes.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
D	41,0	c
A	45,0	c b
B	49,0	b a
C	52,0	a

De acordo com o teste t, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que os reguladores A, B apresentam o IVA médio de sementes superior aos demais. Os reguladores C e D apresentam o mesmo efeito quanto ao IVA médio de sementes.

Teste t de Bonferroni

Um problema do teste t é ter uma alta taxa de erro tipo I por experimento. Como alternativa, usamos uma proteção de Bonferroni. Essa proteção se baseia na alteração do nível de significância (α) para a determinação do quantil da distribuição t, dividindo-se o nível nominal pelo número de inferências que serão realizadas. Assim, a diferença mínima significativa do teste t de Bonferroni é:

$$\Delta = t_{(\nu; \alpha_p/2)} \sqrt{2} \sqrt{\frac{QME}{r}},$$

em que $\alpha_p = 2\alpha/[n(n - 1)]$.

Assim, segue o algoritmo para o teste tukey:

1. as médias dos tratamentos devem ser ordenadas: $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \dots, \bar{Y}_n$;
2. a “diferença” mínima significativa é calculada por:

$$\Delta = t_{(\nu; \alpha_p/2)} \sqrt{2} \sqrt{\frac{QME}{r}},$$

em que o valor $t_{(\nu, \alpha/2)}$ representa o quantil da distribuição de t de student com ν graus de liberdade, que deixa uma área (probabilidade) acima do mesmo de $\alpha/2$.

3. somando-se Δ à menor média, obtendo-se $\bar{Y}_1 + \Delta$; as medias abrangidas por essa soma são unidas por um traço e são consideradas estatisticamente não diferentes;
4. o processo é continuado com a média seguinte, segunda menor, obtendo-se $\bar{Y}_2 + \Delta$; as médias ordenadas abrangidas por essa soma são unidas por um traço; se algum traço ficar contido dentro de outro traço, já existente, que liga duas médias ordenadas, ele deve ser eliminado;
5. repete-se o passo (4), considerando $\bar{Y}_3 + \Delta, \bar{Y}_4 + \Delta, \dots, \bar{Y}_{n-1} + \Delta$, eliminando-se os traços contidos dentro de outros traços que ligam duas médias ordenadas;
6. identificar os traços remanescentes por letras, formando-se, assim, os grupos de médias que não diferem significativamente no nível nominal de significância α .

Usando esses passos, temos que a DMS calculada foi:

$$\Delta = \underbrace{t_{(16; \alpha_p/2)}}_{3,01} \sqrt{2} \sqrt{\frac{26.235}{5}} = 9,75,$$

em que $a_p = 2 \times 0,05/[4(4 - 1)] = 0,00833$. Assim, a tabela de médias fica

Tabela 2: Médias do IVA para os reguladores de sementes.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
D	41,0	b
A	45,0	b a
B	49,0	b a
C	52,0	a

De acordo com o teste t de Bonferroni, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que os reguladores A, B e C apresentam o IVA médio de sementes superior ao regulador D.

Teste Scott-Knott

O teste Scott-Knott tem como base o uso da razão de verossimilhança para testar a significância de que os n tratamentos pode ser divididos em dois grupos que maximizem a soma de quadrados entre grupos. Assim, segue o algoritmo para o teste:

1. as médias dos tratamentos devem ser ordenadas: $\bar{Y}_1, \bar{Y}_2, \dots, \bar{Y}_n$. Nessa situação, o número de partições é $n - 1$. Inicialmente o número de tratamentos é $g = n$;
2. determinar a partição entre dois grupos que maximize a soma de quadrados entre grupos. Essa soma de quadrados será definida por β_0 , e será estimada da seguinte forma. Sejam T_1 e T_2 os totais dos dois grupos com k_1 e k_2 tratamentos em cada um.

$$\beta_0 = \frac{T_1^2}{k_1} + \frac{T_2^2}{k_2} - \frac{(T_1 + T_2)^2}{k_1 + k_2},$$

$$T_1 = \sum_{i=1}^{k_1} \bar{Y}_{(i)} \quad \text{e} \quad T_2 = \sum_{i=k_1+1}^g \bar{Y}_{(i)},$$

em que $\bar{Y}_{(i)}$ é a média do tratamento da posição ordenada i . Os dois grupos deverão ser identificados por meio da inspeção das somas de quadrados das $g - 1$ partições possíveis, sendo g o número de tratamentos envolvidos no grupo de médias considerado;

3. determinar o valor da estatística λ da seguinte forma:

$$\lambda = \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{\beta_0}{\hat{\sigma}_0^2},$$

em que $\hat{\sigma}_0^2$ é o estimador de máxima verossimilhança de σ_Y^2 . Seja $S_Y^2 = QME/r$ o estimador não viesado de σ_Y^2 e ν graus de liberdade associados a este estimador. Então,

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{g + \nu} \left[\sum_{i=1}^g (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + \nu S_Y^2 \right].$$

4. Se $\lambda \geq \chi^2_{(\alpha; g/(\pi-2))}$, rejeita-se a hipótese de que os dois grupos são idênticos em favor da hipótese alternativa de que os dois grupos diferem;
5. No caso de rejeitar essa hipótese, os dois subgrupos formados serão independentemente submetidos aos passos (i) a (iii), fazendo respectivamente $g = k_1$ e $g = k_2$. O processo em cada subgrupo se encerra ao se aceitar H_0 no passo (iii) ou se cada subgrupo contiver apenas uma média.

Seguindo esses passos, iremos realizar o teste. Sabemos pela análise de variância que o quadrado médio do erro foi 26,24 com 16 graus de liberdade, e as médias dos 4 tratamentos estimadas a partir de 5 repetições foram:

$$\begin{aligned}\bar{Y}_{(1)} &= 41,0 & \bar{Y}_{(2)} &= 45,0 \\ \bar{Y}_{(3)} &= 49,0 & \bar{Y}_{(4)} &= 52,0.\end{aligned}$$

Fazemos agora as partições para as somas de quadrado:

Nº de partições	Partições		
1 ^a	D	vs	A,B,C
2 ^a	DA	vs	BC
3 ^a	DAB	vs	C

- Calculando C:

$$C = \frac{(41,0 + 45,0 + 49,0 + 52,0)^2}{4} = \frac{34969,00}{4} = 8742,25;$$

- vamos calcular as somas de quadrados de cada partição:

$$\begin{aligned}SQ_1 = \beta_0 &= \frac{(41,0)^2}{1} + \frac{(45,0 + 49,0 + 52,0)^2}{3} - C = 44,08, \\ SQ_2 = \beta_0 &= \frac{(41,0 + 45,0)^2}{2} + \frac{(49,0 + 52,0)^2}{2} - C = 56,25, \\ SQ_3 = \beta_0 &= \frac{(41,0 + 45,0 + 49,0)^2}{3} + \frac{(52,0)^2}{1} - C = 36,75.\end{aligned}$$

Dessa forma, a partição que maximizou a soma de quadrados entre grupos foi $SQ_2 = \beta_0 = 56,25$ e a média entre os quatro tratamentos foi $\bar{Y} = 46,8$. A estimativa $\hat{\sigma}_0^2$ é:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_0^2 &= \frac{1}{g + \nu} \left[\sum_{i=1}^g (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + \nu s_Y^2 \right] \\ &= \frac{1}{4 + 16} \left[\sum_{i=1}^4 (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + 16 \times \frac{26,24}{5} \right] \\ &= \frac{1}{20} \left[(41,0 - 46,8)^2 + (45,0 - 46,8)^2 + \dots + (52,0 - 46,8)^2 + 83,97 \right] \\ &= 7,64.\end{aligned}$$

Assim,

$$\begin{aligned}\lambda &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{\beta_0}{\hat{\sigma}_0^2} \\ &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{56,25}{7,64} = 10,13.\end{aligned}$$

O valor de $\chi^2_{(0,05;4/(\pi-2))}$ é 8,67. Como $\lambda > 8,67$, rejeita-se H_0 , isto é, dois grupos são formados ao nível de 5% de probabilidade. Assim, o grupo 1 será formado pelos tratamentos D e A, e o grupo 2 com os tratamentos B e C. Esses dois grupos terão

letras diferentes. O procedimento é repetido agora dentro dos grupos. Dessa forma, podemos observar que esse procedimento não gerará ambiguidade nos resultados.

Realizando o mesmo procedimento para o grupo 1, temos:

Nº de partições	Partições
1 ^a	D vs A

– Calculando C:

$$C = \frac{(41,0 + 45,0)^2}{2} = 3698,0;$$

– vamos calcular as somas de quadrados de cada partição:

$$SQ_1 = \beta_0 = \frac{(41,0)^2}{1} + \frac{(45,0)^2}{1} - C = 8,00.$$

Dessa forma, a partição que maximizou a soma de quadrados entre grupos foi $SQ_1 = \beta_0 = 56,25$ e a média entre os quatro tratamentos foi $\bar{Y} = 43,0$. A estimativa $\hat{\sigma}_0^2$ é:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_0^2 &= \frac{1}{g + \nu} \left[\sum_{i=1}^g (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + \nu s_Y^2 \right] \\ &= \frac{1}{2 + 16} \left[\sum_{i=1}^4 (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + 16 \times \frac{26,24}{5} \right] \\ &= \frac{1}{18} \left[(41,0 - 43,0)^2 + (45,0 - 43,0)^2 + 83,97 \right] \\ &= 5,11.\end{aligned}$$

Assim,

$$\begin{aligned}\lambda &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{\beta_0}{\hat{\sigma}_0^2} \\ &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{8,00}{5,11} = 2,15.\end{aligned}$$

O valor de $\chi^2_{(0,05;2/(\pi-2))}$ é 5,50. Como $\lambda < 5,50$, não há evidências para rejeitar H_0 . Assim, os tratamentos D e A apresentam efeitos iguais, e serão atribuídos a mesma letra.

Realizando o mesmo procedimento para o grupo 2, temos:

Nº de partições	Partições
1 ^a	B vs C

– Calculando C:

$$C = \frac{(49,0 + 52,0)^2}{2} = 5100,5;$$

– vamos calcular as somas de quadrados de cada partição:

$$SQ_1 = \beta_0 = \frac{(49,0)^2}{1} + \frac{(52,0)^2}{1} - C = 4,50.$$

Dessa forma, a partição que maximizou a soma de quadrados entre grupos foi $SQ_1 = \beta_0 = 4,50$ e a média entre os quatro tratamentos foi $\bar{Y} = 50,5$. A estimativa $\hat{\sigma}_0^2$ é:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_0^2 &= \frac{1}{g + \nu} \left[\sum_{i=1}^g (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + \nu s_{\bar{Y}}^2 \right] \\ &= \frac{1}{2 + 16} \left[\sum_{i=1}^4 (\bar{Y}_{(i)} - \bar{Y})^2 + 16 \times \frac{26,24}{5} \right] \\ &= \frac{1}{18} \left[(49,0 - 50,5)^2 + (52,0 - 50,5)^2 + 83,97 \right] \\ &= 4,91.\end{aligned}$$

Assim,

$$\begin{aligned}\lambda &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{\beta_0}{\hat{\sigma}_0^2} \\ &= \frac{\pi}{2(\pi - 2)} \times \frac{4,50}{4,91} = 1,26.\end{aligned}$$

O valor de $\chi^2_{(0,05;2/(\pi-2))}$ é 5,50. Como $\lambda < 5,50$, não há evidências para rejeitar H_0 . Assim, os tratamentos B e C apresentam efeitos iguais, e serão atribuídos a mesma letra.

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Médias do IVA para os reguladores de sementes.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
D	41,0	b
A	45,0	b
B	49,0	a
C	52,0	a

c) A grande diferença entre o teste F para desdobramento do tratamento e o teste Scheffé, é que o segundo pode ser usado para testar qualquer contraste entre médias de tratamentos, até mesmo duas a duas, não há restrição quanto a ortogonalidade dos contrastes. O teste Teste F, exige que cada comparação seja explicado por um contraste, e que estes sejam ortogonais entre si, para que as comparações sejam independentes. Vale ressaltar que após a decomposição dos graus de liberdade do tratamento, será atribuído a cada contraste 1 grau de liberdade. Um fato interessante, é que a aplicação do teste F é equivalente ao teste t, pois supondo uma variável aleatória X com distribuição $F_{1,\nu}$ com 1 grau de liberdade no tratamento e ν graus de liberdade no resíduo é equivalente a uma variável Y^2 , em que Y tem distribuição t com ν graus de liberdade.

3.4.1.2 Usando o SISVAR

A análise feita pelo Sisvar irá abordar os testes Tukey, SNK, Scott-Knott e Scheffé.

Sisvar:

Teste Tukey, SNK e Scott-Knott

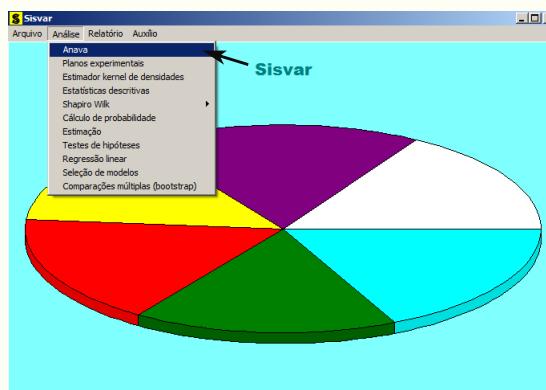
Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

	A	B
1	TRAT	IVA
2	A	40,2
3	A	49,3
4	A	40,1
5	A	43,0
6	A	52,4
7	B	42,0
8	B	44,5
9	B	53,0
10	B	54,5
11	B	51,0
12	C	47,1
13	C	55,5
14	C	58,3
15	C	53,4
16	C	45,7
17	D	38,1
18	D	45,9
19	D	43,7
20	D	40,6
21	D	36,7

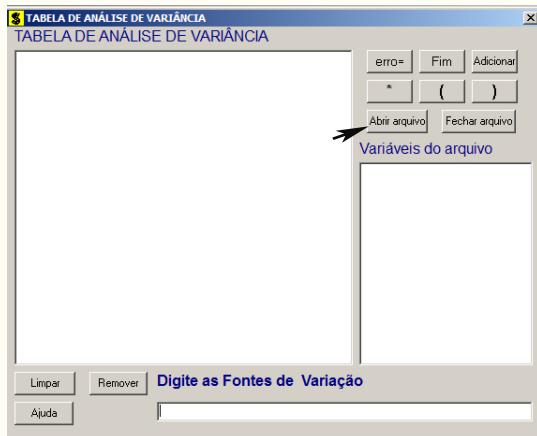
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão `<>.dbf`: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: iva.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

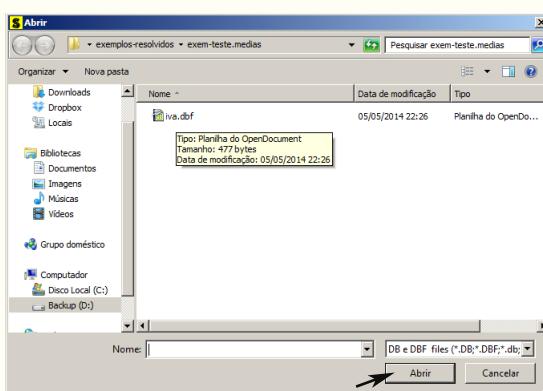
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



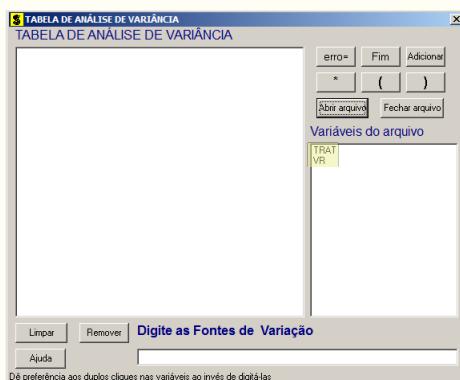
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



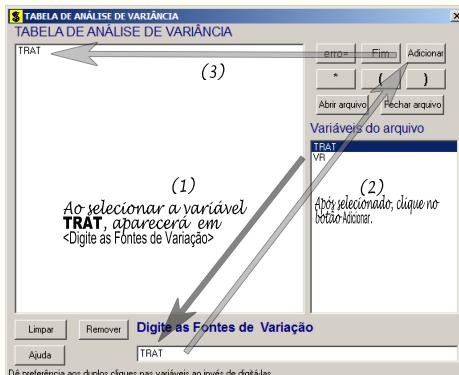
Passo 3: ...> Abrir arquivo > iva.dbf.



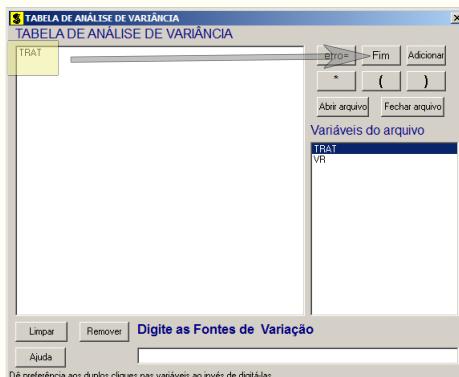
Passo 4: Com o arquivo **iva.dbf** aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (A - Stimulate; B - Booster; C - 1/2 Stimulate + 1/2 Cellerate; D - Cellerate) e VR (IVA - índice de envelhecimento acelerado das sementes).



Passo 5: Adicionando a variável TRAT: em **variáveis do arquivo**, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** ou **Enter** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em **Tabela de análise de variância** (3).



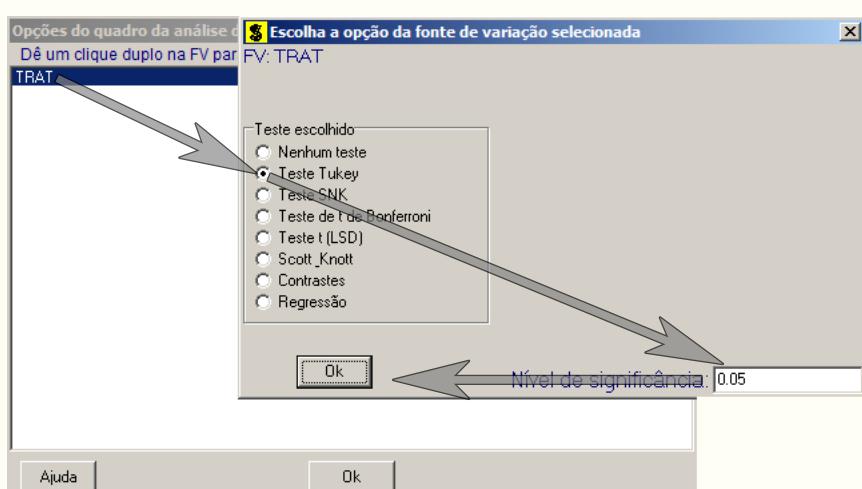
Passo 6: Ao final desse passo, estamos prontos para terminar a adição de variáveis, já que em **tabela de análise de variância** inserimos a fonte de variação necessária, como visto na figura abaixo.



Passo 7: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



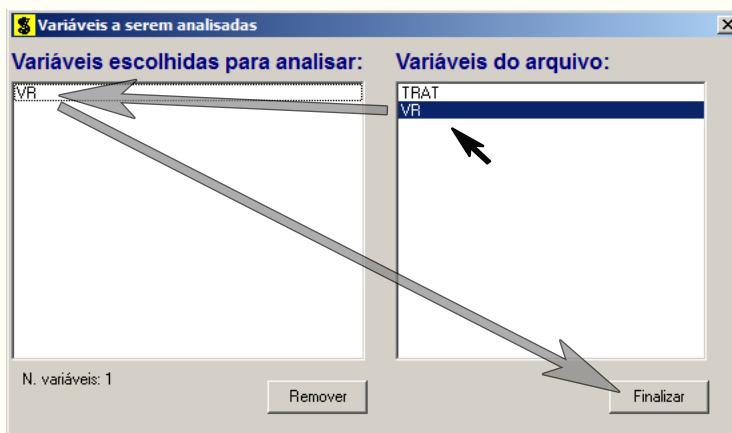
Passo 8: Esse passo, iremos apresentar como usar o teste de médias após a análise de variância. Inicialmente, apresentaremos o teste Tukey como primeiro teste. Assim, clique em **TRAT**, selecione o teste Tukey, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok**.



Em nenhum exercício resolvido, foi comentado que poderemos pedir mais de um teste antes de finalizar a análise. Como estamos apresentando os testes de comparações do tipo MCA (comparação múltipla com todos os pares), vamos fazer diversos testes de uma só vez.

Passo 9: Clicando novamente em TRAT, selecione agora o teste SNK, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok**, da mesma forma como feito no **passo 8**. Novamente, faremos esse mesmo procedimento e selecionaremos o teste Scott Knott, indique o nível de significância: 0,05, e clique em **Ok**.

Passo 10: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em VR e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 11: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

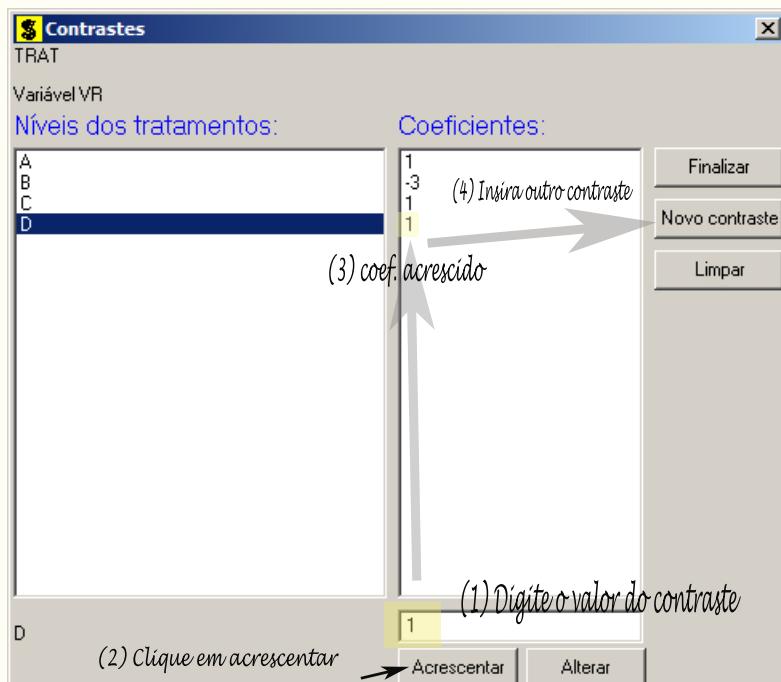
Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

Porém, no sisvar exige que os coeficientes dos contrastes sejam valores inteiros. Assim,

- 1º Contraste: $Y_1 = 1\hat{m}_A - 3\hat{m}_B + 1\hat{m}_C + 1\hat{m}_D;$
- 2º Contraste: $Y_2 = 1\hat{m}_A - 2\hat{m}_C + 1\hat{m}_D;$
- 3º Contraste: $Y_3 = 1\hat{m}_A - 1\hat{m}_D.$

1º Contraste: Digite o valor do coeficiente de cada tratamento e clique **[Acrescentar]**.

Após inserir todos os coeficientes, clique em **[Novo contraste]** para inserir o segundo contraste.



O procedimento para inserir os demais contrastes é o mesmo. Quando um tratamento não estiver incluso no contraste, é atribuído o valor 0 para o coeficiente. Após digitado o último contraste, clique em **[Finalizar]** para concluir a análise.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

CONTRASTE NÚMERO 1	
Nível dessa Fonte de Variação	Coeficientes
A	1.0000
B	-3.0000
C	1.0000
D	1.0000

Obs. Valores dos coeficientes positivos foram divididos por 3 e os negativos por -3

Estimativa	-3.0000000
DMS Scheffé	8,24450737
NMS:	0,05
Variância	6.99600000
Erro padrão	2.64499527
t para H0: Y = 0	-1.34
P> t	0.273
F para H0: Y = 0	1.286
P>F	0.273
Pr exata Scheffé :	0.734

Observe, inicialmente que os valores dos coeficientes do primeiro contraste (**cor vermelha**) foram divididos pelo mínimo múltiplo comum (mmc) entre os coeficientes do contraste 1 (**cor amarela**). Obviamente, a estimativa do contraste (**cor azul**) é resultante do seguinte contraste: $Y_1 = 1/3\hat{m}_A - 1\hat{m}_B + 1/3\hat{m}_C + 1/3\hat{m}_D$, isto é, $Y_1 = 1/3 \times 45,0 - 1 \times 49,0 + 1/3 \times 52,0 + 1/3 \times 41,0 = -3$. Para entendermos o porquê desse procedimento feito pelo Sisvar, considere o estudo do contraste 1, em que o objetivo foi verificar se o regulador Booster tem efeito superior aos demais. Assim, a título de exemplo, vamos considerar que o efeito médio (\hat{m}_o) dos reguladores sejam iguais, exceto o efeito médio (\hat{m}_b) do regulador Booster. Dessa forma, temos $Y_1 = 1/3\hat{m}_o - 1\hat{m}_b + 1/3\hat{m}_o + 1/3\hat{m}_o = \hat{m}_o - \hat{m}_b$. Isso implica na prática, saber se a diferença desses dois grupos é significativo ou não, isto é, sendo a estimativa do contraste $Y_1 = -3$, implica dizer que a diferença em 3 unidades do efeito médio do regulador Booster com o efeito médio do outro grupo poderá significativo ou não. Portanto, a estimativa do contraste passa a ser um resultado comprehensível do ponto de vista prático, para o pesquisador. Caso, tivéssemos usado o contraste original, teríamos $Y_1 = 1\hat{m}_o - 3\hat{m}_b + 1\hat{m}_o + 1\hat{m}_o = 3(\hat{m}_o - \hat{m}_b)$. A interpretação seria saber se três vezes a diferença do efeito médio desses dois grupos teriam efeito significativo ou não, não haveria sentido prático nisso. Portanto, a lógica do Sisvar é tornar a estimativa do contraste ter um significado prático.

Outra informação interessante no resultado do Sisvar, é que não necessariamente precisaremos pelo Teste Scheffé, comparar a estimativa com a DMS Scheffé para saber se o contraste é significativo ou não. Podemos utilizar o valor-p exato do teste (**cor cinza**). Isso nos dar a autonomia de determinar o nível de significância a adotar, não sendo simplesmente $\alpha = 0,05$.

No caso do teste F e t , considerando que cada contraste tem apenas 1 grau de liberdade, torna esses testes equivalentes, já que, com 1 grau de liberdade no contraste, o valor da estatística t ao quadrado (**cor azul escuro**) é igual a estatística do teste F (**cor verde**), isto é, $(-1,134)^2 = 1,286$.

Por fim, observe que os teste F e Scheffé são testes em que suas metodologias são diferentes, já que o segundo é baseado numa distribuição proporcional a distribuição F . Outra diferença, é quanto ao contraste, o teste F exige que os contrastes sejam ortogonais entre si, já o teste Scheffé não, qualquer contraste pode ser utilizado. O rigor desse teste é maior do que o teste F , assim, em alguns momentos, podemos nos deparar com um contraste em que o teste Scheffé não detectou significância e o teste F detectou. Por isso, é bom usar o bom senso, em ter conhecimento realmente do tipo de estudo do

seu experimento, como também do teste utilizado.

3.4.1.3 Usando o R - Criando as rotinas

3.4.1.4 Usando o R - Rotinas de pacotes

Código R: Usando rotinas de pacotes

```
#Realizando a limpeza de dados no R
#Remover dados:
rm(list=ls())

#Diretório:
setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
      APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-teste.medias")

#Lendo dados:
dados <- read.table("iva.txt",h=T)

#transformando TRAT em fator
dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)

#Analise de variancia:
anav <- aov(VR~TRAT,data=dados)
anava <- anova(anav);anava

Analysis of Variance Table

Response: VR
          Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
TRAT       3 343.75 114.583 4.3676 0.0199 *
Residuals 16 419.76  26.235
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

#####
#####Teste de Tukey#####
#####
library(agricolae)

teste.tukey1 <- HSD.test(y=dados$VR,trt=dados$TRAT,DFerror=anava$Df[2] ,
                           MSerror=anava$Mean[2],alpha=0.05,group=T,
                           main="Efeito do IVA no cresc de sem");
teste.tukey1
#obs.: group=T implica em aparecer as letras
#      group=F implica nos intervalos de confiança

$statistics
    Mean      CV  MSerror      HSD
```

```
46.75 10.95617 26.235 9.268115
```

```
$parameters
  Df ntr StudentizedRange
  16   4           4.046093

$means
  dados$VR      std r  Min  Max
A       45 5.574495 5 40.1 52.4
B       49 5.465803 5 42.0 54.5
C       52 5.422177 5 45.7 58.3
D       41 3.819686 5 36.7 45.9

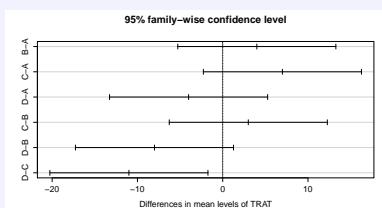
$comparison
NULL

$groups
  trt means M
1   C    52  a
2   B    49 ab
3   A    45 ab
4   D    41  b
```

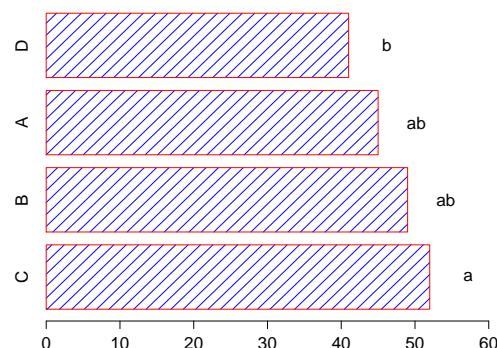
#Visualizacao grafica do teste Tukey:

```
#teste de Tukey apresentado por meio de intervalos de confiança.
#Interpretacao: se o intervalo de confiança para a diferença entre duas
#médias não incluir o valor zero, rejeita-se a hipótese nula,
#caso contrário, não há evidências para rejeitar H0.
```

```
#graf 1:
graf.tukey1 <- TukeyHSD(anav)
plot(graf.tukey1)
```



```
#grafico em barras, acrescido das letras
#graf 2:
graf.tukey2 <- bar.group(teste.tukey1$group, horiz=TRUE, density=8,
                           col="blue", border="red", xlim=c(0,60))
```



```
#####
#####Teste de SNK#####
#####
library(agricolae)

teste.snk <- SNK.test(y=dados$VR,trt=dados$TRAT,DFerror=anava$Df [2] ,
                      MSerror=anava$Mean [2] ,alpha=0.05,group=T,
                      main="Efeito do IVA no cresc de sem");
teste.snk
#obs.: group=T implica em aparecer as letras
#      group=F implica nos intervalos de confiança

$statistics
  Mean      CV  MSerror
 46.75 10.95617 26.235

$parameters
  Df ntr
  16   4

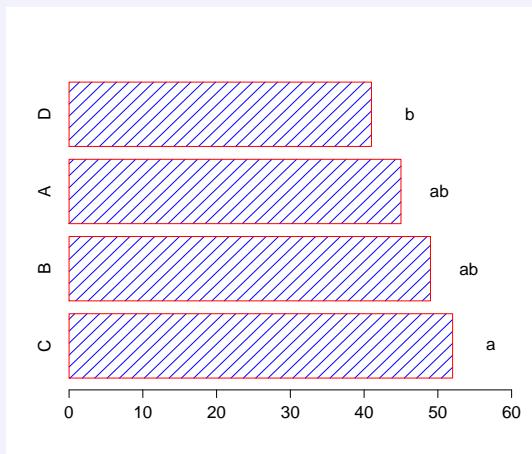
$SNK
  Table CriticalRange
  2 2.997999      6.867315
  3 3.649139      8.358838
  4 4.046093      9.268115

$means
  dados$VR      std r  Min  Max
  A      45 5.574495 5 40.1 52.4
  B      49 5.465803 5 42.0 54.5
  C      52 5.422177 5 45.7 58.3
  D      41 3.819686 5 36.7 45.9

$comparison
NULL
```

```
$groups
  trt means M
1   C    52  a
2   B    49 ab
3   A    45 ab
4   D    41  b

#grafico:
graf.snk <- bar.group(teste.snk$group,horiz=TRUE,density=8,
                      col="blue",border="red",xlim=c(0,60))
```



```
#####
##### Teste de t-student #####
#####
library(agricolae)

teste.t <- LSD.test(anav,"TRAT",alpha=0.05,group=T,
                     main="Efeito do IVA no cresc de sem");
teste.t
#obs.: group=T implica em aparecer as letras
#      group=F implica nos intervalos de confiança

$statistics
  Mean       CV MSerror      LSD
46.75 10.95617 26.235 6.867315

$parameters
  Df ntr t.value
  16   4 2.119905

$means
  VR     std r      LCL      UCL Min Max
A 45 5.574495 5 40.14407 49.85593 40.1 52.4
B 49 5.465803 5 44.14407 53.85593 42.0 54.5
C 52 5.422177 5 47.14407 56.85593 45.7 58.3
```

```
D 41 3.819686 5 36.14407 45.85593 36.7 45.9
```

```
$comparison
```

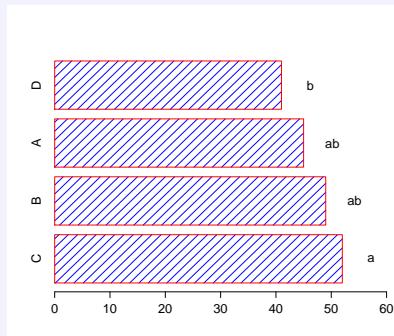
```
NULL
```

```
$groups
```

	trt	means	M
1	C	52	a
2	B	49	ab
3	A	45	bc
4	D	41	c

```
#grafico:
```

```
graf.t <- bar.group(teste.t$group, horiz=TRUE, density=8,
                      col="blue", border="red", xlim=c(0,60))
```



```
#####
#####Teste Scott-Knott#####
#####
```

```
library(ScottKnott)
```

```
teste.sk <- SK(dados$TRAT, dados$VR, model='dados$VR ~ dados$TRAT',
                 which='dados$TRAT',
                 error='Within', sig.level=0.05)
```

```
teste.sk
```

```
$av
```

```
Call:
```

```
aov(formula = dados$VR ~ dados$TRAT, data = dat)
```

```
Terms:
```

```
dados$TRAT Residuals
```

```
Sum of Squares 343.75 419.76
```

```
Deg. of Freedom 3 16
```

```
Residual standard error: 5.122011
```

```
Estimated effects may be unbalanced
```

```
$groups
```

```
[1] 1 1 2 2
```

```

$nmns
[1] "A" "B" "C" "D"

$ord
[1] 3 2 1 4

$m.inf
  mean   min   max
C    52 45.7 58.3
B    49 42.0 54.5
A    45 40.1 52.4
D    41 36.7 45.9

$sig.level
[1] 0.05

attr(,"class")
[1] "SK"   "list"

summary(teste.sk)

  Levels Means SK(5%)
    C      52     a
    B      49     a
    A      45     b
    D      41     b

#####
#####Teste de Scheffe#####
#####

#####
#A analise do teste scheffe para o pacote agricolae, compara
#as medias dois a dois, na versao antiga do teste
#####
#Teste Scheffe:
library(agricolae)
teste.sch <- scheffe.test(y=dados$VR,trt=dados$TRAT, DFerror=anava[2,1],
                           MSerror=anava[2,3],Fc=anava[1,4],group=T,
                           alpha=0.05);teste.sch
#obs.: group=T implica em aparecer as letras
#       group=F implica nos intervalos de confiança

$statistics
  Mean      CV MSerror CriticalDifference
46.75 10.95617  26.235          10.09783

$parameters

```

```

Df ntr          F   Scheffe
16    4 3.238872 3.117148

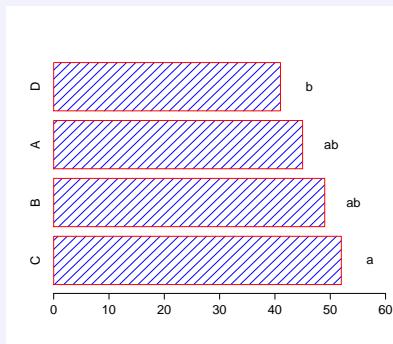
$means
dados$VR      std r  Min  Max
A      45 5.574495 5 40.1 52.4
B      49 5.465803 5 42.0 54.5
C      52 5.422177 5 45.7 58.3
D      41 3.819686 5 36.7 45.9

$comparison
NULL

$groups
  trt means M
1  C    52  a
2  B    49 ab
3  A    45 ab
4  D    41  b

#grafico:
graf.sch <- bar.group(teste.sch$group,horiz=TRUE,density=8,
                      col="blue",border="red",xlim=c(0,60))

```



```

#####
#####Contraste com o teste F#####
#####

#Observando o gl do trat, percebemos que o nº de contrastes
#ortogonais é igual a (gl_trat).

#Tratamentos:
#-----
#A - Stimulate
#B - Boster
#C - 1/2 Stimulate + 1/2 Cellerate
#D - Cellerate
```

#Sera realizado 3 contrastes:

```

# 1) Booster com os demais conjuntos:
#           Y1 = 1/3.A - 1.B + 1/3.C + 1/3.D
# 2) Simulate e Cellerate fornecidos isoladamente e misturado:
#           Y2 = 1/2.A + 0.B - 1.C + 1/2.D
# 3) Simulate com Cellerate:
#           Y3 = 1.A - 0.B - 0.C - 1.D
#
#a matriz de contraste, sendo gl.trat contrastes
cont.dados<-matrix(c(1/3,-1,1/3,1/3,      #1º Contraste
                     1/2,0,-1,1/2,      #2º Contraste
                     1,0,0,-1          #3º Contraste
                   ),nrow=4,ncol=3,byrow=F);cont.dados

[,1] [,2] [,3]
[1,] 0.3333333 0.5     1
[2,] -1.0000000 0.0     0
[3,] 0.3333333 -1.0    0
[4,] 0.3333333 0.5    -1

# Definindo os contrastes
contrasts(dados$TRAT) <- cont.dados
contrasts(dados$TRAT)

[,1] [,2] [,3]
A 0.3333333 0.5     1
B -1.0000000 0.0     0
C 0.3333333 -1.0    0
D 0.3333333 0.5    -1

dados$TRAT

[1] A A A A A B B B B B C C C C C D D D D D
attr("contrasts")
[,1] [,2] [,3]
A 0.3333333 0.5     1
B -1.0000000 0.0     0
C 0.3333333 -1.0    0
D 0.3333333 0.5    -1
Levels: A B C D

# Analise de variancia
anav.con <- aov(VR~TRAT,data=dados)

#Não houve mudança entre as anavas, observe:
anav.con

Call:
aov(formula = VR ~ TRAT, data = dados)

```

Terms:

	TRAT Residuals	
Sum of Squares	343.75	419.76
Deg. of Freedom	3	16

Residual standard error: 5.122011

Estimated effects are balanced

anav

Call:

```
aov(formula = VR ~ TRAT, data = dados)
```

Terms:

	TRAT Residuals	
Sum of Squares	343.75	419.76
Deg. of Freedom	3	16

Residual standard error: 5.122011

Estimated effects may be unbalanced

#contrastes:

```
anav.con$con #contraste escolhido
```

\$TRAT

	[,1]	[,2]	[,3]
A	0.3333333	0.5	1
B	-1.0000000	0.0	0
C	0.3333333	-1.0	0
D	0.3333333	0.5	-1

anav\$con #contraste defaut

\$TRAT

```
[1] "contr.treatment"
```

#####
Contrastes estabelecidos
#####

#incluindo os dois primeiros contrastes

```
summary(anav.con,split=list(TRAT=list(C1=1,C2=2)))
```

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
TRAT	3	343.7	114.58	4.368	0.01990 *
TRAT: C1	1	33.7	33.75	1.286	0.27341
TRAT: C2	1	270.0	270.00	10.292	0.00548 **
Residuals	16	419.8	26.23		

```

---
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

#incluindo os tres contrastes
summary(anav.con,split=list(TRAT=list(C1=1,C2=2, C3=3)))

      Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
TRAT      3 343.7 114.58 4.368 0.01990 *
  TRAT: C1  1   33.7   33.75  1.286 0.27341
  TRAT: C2  1 270.0  270.00 10.292 0.00548 **
  TRAT: C3  1   40.0   40.00  1.525 0.23474
Residuals 16 419.8   26.23
---
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

#####
#####Contraste com o teste t#####
#####

#Sera realizado 3 contrastes:
# 1) Booster com os demais conjuntos:
#           Y1 = 1/3.A - 1.B + 1/3.C + 1/3.D
# 2) Stimulate e Cellerate fornecidos isoladamente e misturado:
#           Y2 = 1/2.A + 0.B - 1.C + 1/2.D
# 3) Stimulate com Cellerate:
#           Y3 = 1.A - 0.B - 0.C - 1.D
#
C <- rbind(" A, C, D vs B"=c(1/3,-1,1/3,1/3),
           " A, D vs C"=c(1/2,0,-1,1/2),
           " A vs D"=c(1,0,0,-1));C

      [,1]  [,2]      [,3]      [,4]
A, C, D vs B 0.3333333 -1 0.3333333 0.3333333
A, D vs C    0.5000000   0 -1.0000000 0.5000000
A vs D       1.0000000   0 0.0000000 -1.0000000

library(gregmisc)
fit.contrast(anav,"TRAT",C)

      Estimate Std. Error   t value Pr(>|t|)
TRAT A, C, D vs B     -3  2.644995 -1.134218 0.273411441
TRAT A, D vs C        -9  2.805441 -3.208052 0.005484112
TRAT A vs D          4   3.239444  1.234780 0.234739589

```

Usando o pacote **ExpDes.pt**, podemos perceber que esse pacote permite aplicar os seguintes testes de comparações múltiplas: Tukey (default), teste t, teste SNK, teste Scott-Knott, teste t modificado (Bonferroni), teste Duncan, teste de comparações bootstrap, e o teste de Calinski e Corsten baseado na distribuição F. Dentre esses iremos mostrar apenas os quatro primeiros, sendo que se optar pelos demais, basta seguir de forma similar as linhas de comando.

Outros detalhes, mostraremos ao final da rotina.

Código R: Usando o ExpDes.pt

```
> #####
> #Usando o pacote: ExpDes.pt
> #####
>
> #Carregando pacote ExpDes.pt
> require(ExpDes.pt)
>
> #Lendo dados:
> dados <- read.table("iva.txt", h=T)
>
> #transformando TRAT em fator
> dados$TRAT <- as.factor(dados$TRAT)
>
> #abrindo o objeto dados
> attach(dados)
```

The following object is masked from dados (position 3):

```
    TRAT, VR
>
> #-----
> #ANAVA seguido dos testes de comparacoes multiplas
> #-----
>
> #Tukey:
> dic(trat=TRAT, resp=VR, quali = TRUE,
+     mcomp = "tukey", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
```

Quadro da analise de variancia

```
-----
```

	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
Tratamento	3	343.75	114.583	4.3676	0.019897
Residuo	16	419.76	26.235		
Total	19	763.51			

```
-----
```

CV = 10.96 %

Teste de normalidade dos residuos (Shapiro-Wilk)

p-valor: 0.08918753

De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significancia, os residuos podem ser considerados normais.

Teste de Tukey

Grupos Tratamentos Medias

a	C	52
ab	B	49

```

ab   A   45
 b   D   41
-----
>
> #t de Student
> dic(trat=TRAT, resp=VR, quali = TRUE,
+     mcomp = "lsd", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
Quadro da analise de variancia
-----
#Rotina nao mostrada...
-----
Teste t (LSD)
-----
Grupos Tratamentos Medias
a   C   52
ab  B   49
bc  A   45
c   D   41
-----
>
> #snk
> dic(trat=TRAT, resp=VR, quali = TRUE,
+     mcomp = "snk", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
Quadro da analise de variancia
-----
#Rotina nao mostrada...
-----
Teste de Student-Newman-Keuls (SNK)
-----
Grupos Tratamentos Medias
a   C      52
ab  B      49
ab  A      45
b   D      41
-----
>
> #sk
> dic(trat=TRAT, resp=VR, quali = TRUE,
+     mcomp = "sk", sigT = 0.05, sigF = 0.05)
-----
Quadro da analise de variancia
-----
#Rotina nao mostrada...
-----
Teste de Scott-Knott
-----
```

Grupos Tratamentos		Medias
1	a	C 52
2	a	B 49
3	b	A 45
4	b	D 41

Observem que em alguns resultados, não mostramos a saída do comando, pois essa é uma das desvantagens do pacote, em que cada vez que é solicitado o teste de comparação múltipla (PCM), a análise de variância tem que ser rodado novamente. Nos pacotes da rotina anterior, isso não é preciso, já que os pacotes **multicomp**, **agricolae** e **ScottKnott** que realizam os PCM's, são independentes dos comandos para realizar a ANAVA. Outro ponto interessante, é que as opções no pacote ExpDes para obter os testes de médias desejados foi por intermédio do argumento **mcomp**, lembrando que o argumento **quali** tem que ser igual a **TRUE**. Isso caracteriza que os níveis do fator são qualitativos. Caso **quali=FALSE**, após a ANAVA iria ser realizado o estudo de regressão, que será visto na próxima subseção.

3.4.1.5 Usando o SAS - Criando as rotinas

Para realizar os testes de médias no SAS, iremos salientar que esse programa não apresenta o teste Scott-Knott, embora apresente outras alternativas de testes de comparações múltiplas, das quais abordaremos: teste Tukey, teste SNK, t ou LSD, teste Scheffé, teste de contrastes e o teste Dunnett (usamos como exemplo, o tratamento A como testemunha). Segue abaixo a macro. Vale salientar que para essa situação, optou-se por usar o **proc GLM** devido ao **proc Anova** não permitir a opção de contrastes.

Macro SAS:

```
title 'Analise de Variancia do indice de envelhecimento acelerado
de sementes';
*Options PS=300 LS=75 nodate no number;
*Dados do experimento chamado 'dados';
Data dados;
input TRAT $ IVA @@;
cards;
A 40.20 C 47.10
A 49.30 C 55.50
A 40.10 C 58.30
A 43.00 C 53.40
A 52.40 C 45.70
B 42.00 D 38.10
B 44.50 D 45.90
B 53.00 D 43.70
B 54.50 D 40.60
B 51.00 D 36.70
;
Proc Anova data = dados;
Class TRAT;
Model IVA = TRAT;
Means TRAT/Tukey alpha=0.05;
```

```

Means TRAT/SNK alpha=0.05;
Means TRAT/T alpha=0.05;
* teste t: usa-se T ou LSD;
Means TRAT/Scheffe alpha=0.05;
Means TRAT/Dunnett("A") alpha=0.05;
Run;Quit;

```

RESULTADO:

Analise de Variancia do indice de envelhecimento acelerado de sementes
The ANOVA Procedure

Dependent Variable: IVA

Source	DF	Sum of		F Value	Pr > F
		Squares	Mean Square		
Model	3	343.7500000	114.5833333	4.37	0.0199
Error	16	419.7600000	26.2350000		
Corrected Total	19	763.5100000			

R-Square	Coeff Var	Root MSE	IVA Mean
0.450223	10.95617	5.122011	46.75000

Source	DF	Anova SS	Mean Square	F Value	Pr > F
TRAT	3	343.7500000	114.5833333	4.37	0.0199

Tukey's Studentized Range (HSD) Test for IVA

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate, but it generally has a higher Type II error rate than REGWQ.

Alpha	0.05
Error Degrees of Freedom	16
Error Mean Square	26.235
Critical Value of Studentized Range	4.04609
Minimum Significant Difference	9.2681

Means with the same letter are not significantly different.

Tukey Grouping	Mean	N	TRAT
A	52.000	5	C
B A	49.000	5	B
B A	45.000	5	A
B	41.000	5	D

Student-Newman-Keuls Test for IVA

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate under the complete null hypothesis but not under partial null hypotheses.

Alpha 0.05
 Error Degrees of Freedom 16
 Error Mean Square 26.235

Number of Means	2	3	4
Critical Range	6.8673158	8.358839	9.2681158

Means with the same letter are not significantly different.

SNK Grouping		Mean	N	TRAT
	A	52.000	5	C
B	A	49.000	5	B
B	A	45.000	5	A
B		41.000	5	D

t Tests (LSD) for IVA

NOTE: This test controls the Type I comparisonwise error rate,
 not the experimentwise error rate.

Alpha 0.05
 Error Degrees of Freedom 16
 Error Mean Square 26.235
 Critical Value of t 2.11991
 Least Significant Difference 6.8673

Means with the same letter are not significantly different.

t Grouping		Mean	N	TRAT
	A	52.000	5	C
B	A	49.000	5	B
B	C	45.000	5	A
C		41.000	5	D

Scheffe's Test for IVA

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error rate.

Alpha 0.05

Error Degrees of Freedom	16
Error Mean Square	26.235
Critical Value of F	3.23887
Minimum Significant Difference	10.098

Means with the same letter are not significantly different.

Scheffe Grouping	Mean	N	TRAT
A	52.000	5	C
B A	49.000	5	B
B A	45.000	5	A
B	41.000	5	D

Dunnett's t Tests for IVA

NOTE: This test controls the Type I experimentwise error for comparisons of all treatments against a control.

Alpha	0.05
Error Degrees of Freedom	16
Error Mean Square	26.235
Critical Value of Dunnett's t	2.59240
Minimum Significant Difference	8.3979

Comparisons significant at the 0.05 level are indicated by ***.

TRAT	Difference		
	Between Means	Simultaneous 95% Confidence Limits	
Comparison			
C - A	7.000	-1.398	15.398
B - A	4.000	-4.398	12.398
D - A	-4.000	-12.398	4.398

Inicialmente, vamos entender o comando `Means effects / options;`. Esse comando é usado após o comando `Model`, utilizado para estimarmos as médias de um determinado fator na análise de variância. As opções desse comando permitem-nos usar os testes de comparações múltiplas (PCM). O primeiro PCM calculado foi o teste Tukey, usando o comando `Means TRAT/Tukey alpha=0.05`, ao nível de significância de 5% de probabilidade. Os testes SNK, t e Scheffé foram executados usando o mesmo procedimento, apenas alterando o nome `Tukey` no comando por `SNK`, `T` e `Scheffe`, respectivamente. Vale salientar, que este último teste é calculado no SAS na sua versão antiga, isto é, compara as médias duas a duas. Por último, o teste Dunnett, com as seguintes linhas de comando `Means TRAT/Dunnett("A") alpha=0.05`, lembrando que o tratamento A para esse caso, como exemplo, representou o tratamento testemunha.

3.4.2 Regressão Linear

3.4.3 Estudo do efeito de compactação no solo

Exemplo 3.6: Dados alterados

Num experimento conduzido em casa de vegetação, no delineamento inteiramente ao acaso, com cinco repetições, foi estudado o efeito da compactação do solo no desenvolvimento de plantas de “ervilha”. Foi avaliado um solo com compactações descritas por quatro densidades, em Mg/m^3 . Os resultados obtidos para o teor de matéria seca da parte aérea (MSPA), em gramas, foram os seguintes:

Tratamentos (Mg/m^3)	Repetições				
	1	2	3	4	5
1,31	2,61	2,63	2,65	2,64	2,62
1,43	2,57	2,55	2,59	2,60	2,56
1,55	2,50	2,52	2,48	2,47	2,46
1,67	2,42	2,41	2,39	2,38	2,40

- Faça a análise de variância, aplique o teste F e comente os resultados;
- Faça a análise de variância considerando regressão para densidades. Discuta os resultados;
- Obtenha a equação de regressão que se ajusta aos dados;
- Obtenha o coeficiente de determinação e comente;
- Represente graficamente a equação de regressão estimada.

Sisvar: Análise de Regressão

Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

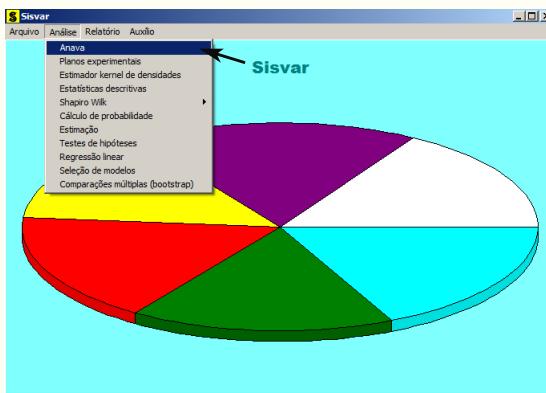
	A	B
1	TRAT	VR
2	1,31	2,61
3	1,31	2,63
4	1,31	2,31
5	1,31	2,74
6	1,31	2,76
7	1,43	2,57
8	1,43	2,55
9	1,43	2,59
10	1,43	2,60
11	1,43	2,56
12	1,55	2,50
13	1,55	2,52
14	1,55	2,48
15	1,55	2,47
16	1,55	2,46
17	1,67	2,45
18	1,67	2,41
19	1,67	2,39
20	1,67	2,38
21	1,67	2,40

Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a exten-

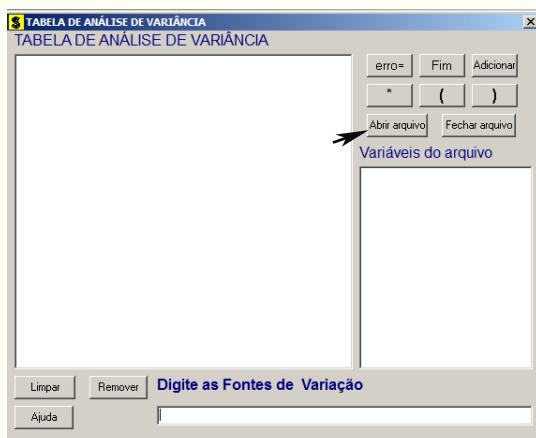
são <>.dbf: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo:dBASE(.dbf) > Nome: solo.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

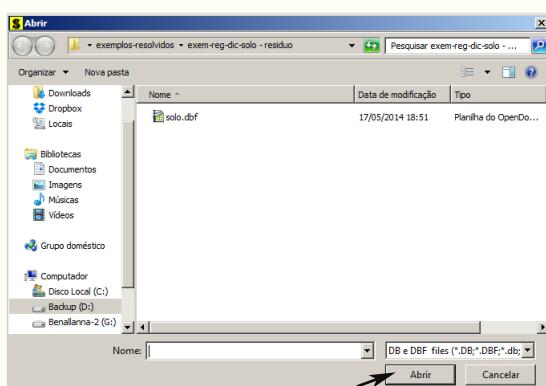
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



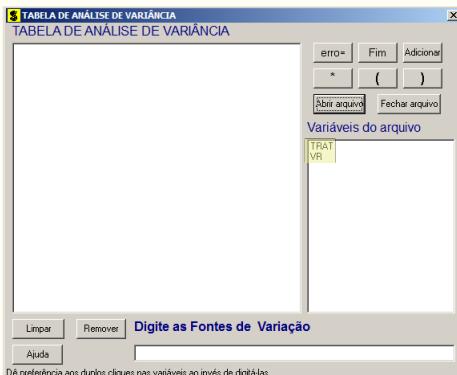
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



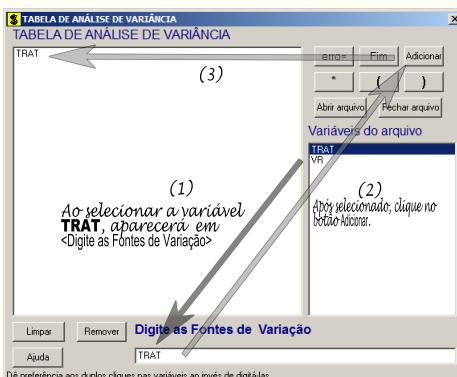
Passo 3: ...> Abrir arquivo > solo.dbf.



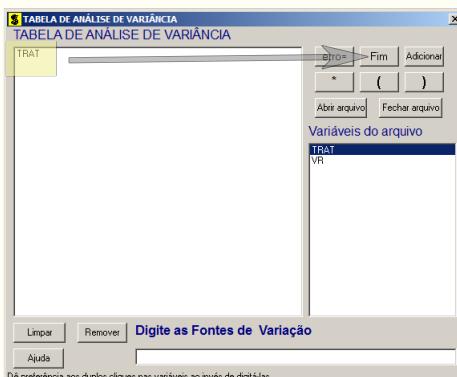
Passo 4: Com o arquivo solo.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (1,31; 1,43; 1,55 e 167) e VR (MPSA - teor de matéria seca da parte aérea, em gramas).



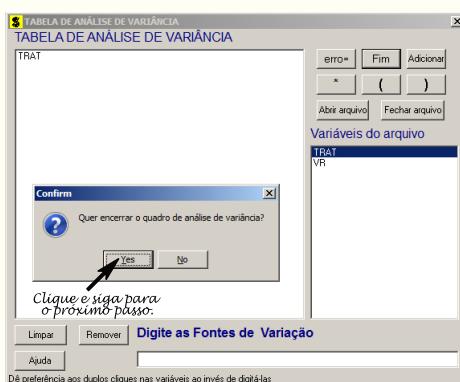
Passo 5: Adicionando a variável TRAT: em variáveis do arquivo, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **Adicionar** ou **Enter** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em Tabela de análise de variância (3).



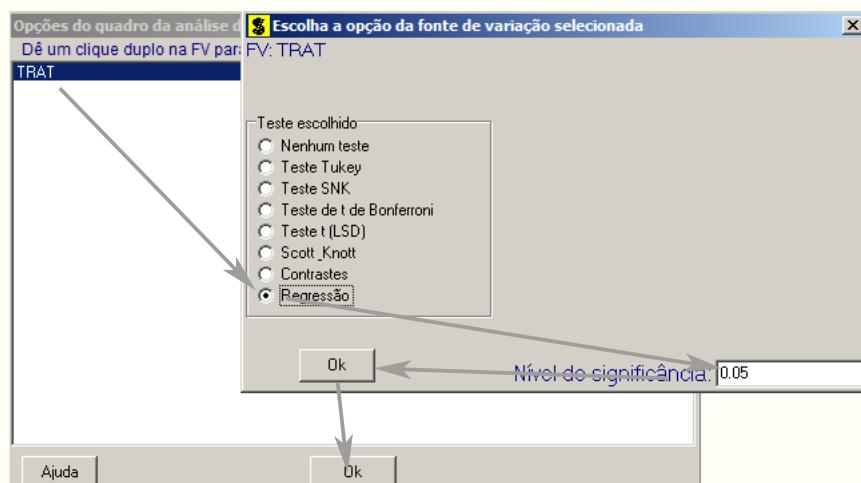
Passo 6: Ao final desse passo, estamos prontos para terminar a adição de variáveis, já que em tabela de análise de variância inserimos a fonte de variação necessária, como visto na figura abaixo.



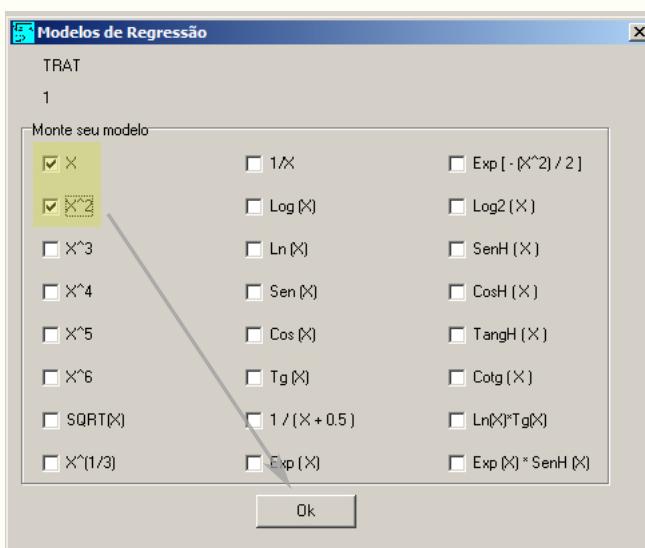
Passo 7: Para finalizarmos, basta apertar o botão **Fim**, do qual, abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



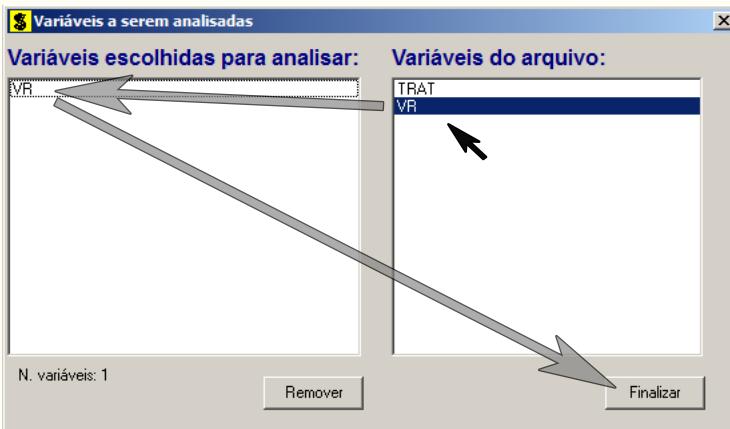
Passo 8: Como nossa fonte de variação (TRAT) é quantitativa, iremos fazer o estudo de regressão. Assim, clique em TRAT, selecione a opção **Regressão**, indique o nível de significância: 0,05, e clique **Ok** e **Ok**.



Passo 9: Nesse passo, iremos decidir qual o modelo de regressão linear iremos utilizar. Como temos 3gl em TRAT, poderemos escolher o modelo de regressão no máximo de segundo grau, pois pelo menos 1gl está destinado ao desvio de regressão. Assim, selecionaremos modelo de regressão de 1º e 2º grau, e depois clique **Ok**.



Passo 10: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em VR e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 11: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

Ao final de todos esses passos, é exibido um relatório com todas as análises escolhidas.

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	3	0.152735	0.050912	134.865	0.000
erro	16	0.006040	0.000378		
Total corrigido	19	0.158775			
CV (%) =	0.77				
Média geral:	2.5225000	Número de observações:	20		
<hr/>					
Regressão para a FV TRAT					
b1 : X					
b2 : X^2					
Modelos reduzidos sequenciais					
Parâmetro	Estimativa	SE	t para H0: Par=0	Pr> t	
b0	-3.488517	0.04844478	-72.010	0.0000	
b1	-0.648333	0.03238227	-20.021	0.0000	
R^2 = 99.07%					
<hr/>					
Valores da variável independente					
	Médias observadas	Médias estimadas			
1.310000	2.630000	2.639200			
1.430000	2.574000	2.561400			
1.550000	2.486000	2.483600			
1.670000	2.400000	2.405800			
<hr/>					
Parâmetro	Estimativa	SE	t para H0: Par=0	Pr> t	
b0	2.341590	0.66614614	3.515	0.0029	
b1	0.903750	0.89966072	1.005	0.3301	
b2	-0.520833	0.30170394	-1.726	0.1035	
R^2 = 99.81%					
<hr/>					
Somas de quadrados seqüenciais - Tipo I (Type I)					
causas de variação	G.L.	S.Q.	Q.M.	Fc	Pr>F
b1	1	0.151321	0.151321	400.850	0.000
b2	1	0.001125	0.001125	2.980	0.104
Desvio	1	0.000289	0.000289	0.766	0.395
Erro	16	0.006040	0.000378		

Observe que o teste t e o teste F com 1gl são equivalentes, fato que pode ser verificado pelos valores-p das estatísticas das análises.

Como verificado que o coeficiente de regressão de segundo grau foi não significativo como também o desvio de regressão, poderemos então refazer a análise selecionando apenas o modelo de interesse (1º grau) do qual foi significativo. Assim,

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	3	0.152735	0.050912	134.865	0.0000
erro	16	0.006040	0.000378		
Total corrigido	19	0.158775			
CV (%) =	0.77				
Média geral:	2.5225000	Número de observações:	20		
 Regressão para a FV TRAT					
Média harmonica do número de repetições (r): 5 Erro padrão de cada média dessa FV: 0,00868907359849139					
b1 : X					
Modelos reduzidos sequenciais					
Parâmetro	Estimativa	SE	t para H0: Par=0	Pr> t	
b0	3.488517	0.04844478	72.010	0.0000	
b1	-0.648333	0.03238227	-20.021	0.0000	
R² = 99.07%					
 Valores da variável independente Médias observadas Médias estimadas					
1.310000	2.630000	2.639200			
1.430000	2.574000	2.561400			
1.550000	2.486000	2.483600			
1.670000	2.400000	2.405800			
 Somas de quadrados seqüenciais - Tipo I (Type I)					
Causas de Variação	G.L.	S.Q.	Q.M.	Fc	Pr>F
b1	1	0.151321	0.151321	400.850	0.000
Desvio	2	0.001414	0.000707	1.873	0.186
Erro	16	0.006040	0.000378		

Código R:

```
#Relizando a limpeza de dados no R
#Remover dados:
rm(list=ls())

#Diretório:
setwd("D:/PROJETOS/EXPERIMENTAL/EXPERIMENTAL -
      APOSTILA/exemplos-resolvidos/exem-reg-dic-solo - residuo")

#Lendo dados:
dados <- read.table("solo.txt", h=T, dec=","); dados
  TRAT   VR
  1  1.31 2.61
```

```
2 1.31 2.63
3 1.31 2.65
4 1.31 2.64
5 1.31 2.62
6 1.43 2.57
7 1.43 2.55
8 1.43 2.59
9 1.43 2.60
10 1.43 2.56
11 1.55 2.50
12 1.55 2.52
13 1.55 2.48
14 1.55 2.47
15 1.55 2.46
16 1.67 2.42
17 1.67 2.41
18 1.67 2.39
19 1.67 2.38
20 1.67 2.40
```

```
#Adicionando uma coluna trat como fator:
dados <- transform(dados, trat = factor(TRAT));dados
    TRAT      VR trat
1 1.31 2.61 1.31
2 1.31 2.63 1.31
3 1.31 2.65 1.31
4 1.31 2.64 1.31
5 1.31 2.62 1.31
6 1.43 2.57 1.43
7 1.43 2.55 1.43
8 1.43 2.59 1.43
9 1.43 2.60 1.43
10 1.43 2.56 1.43
11 1.55 2.50 1.55
12 1.55 2.52 1.55
13 1.55 2.48 1.55
14 1.55 2.47 1.55
15 1.55 2.46 1.55
16 1.67 2.42 1.67
17 1.67 2.41 1.67
18 1.67 2.39 1.67
19 1.67 2.38 1.67
20 1.67 2.40 1.67

#####
#Diagnóstico de análise:
#####
```

```
#Estatistica descritiva:

attach(dados) #abrindo dados

estdesc <- by(dados$VR,dados$trat, summary);estdesc
dados$trat: 1.31
  Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
  2.61    2.62    2.63   2.63    2.64   2.65
-----
dados$trat: 1.43
  Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
  2.550   2.560   2.570   2.574   2.590   2.600
-----
dados$trat: 1.55
  Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
  2.460   2.470   2.480   2.486   2.500   2.520
-----
dados$trat: 1.67
  Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
  2.38    2.39    2.40    2.40    2.41    2.42

dados.m <-tapply(VR, TRAT, mean);dados.m
  1.31  1.43  1.55  1.67
  2.630 2.574 2.486 2.400

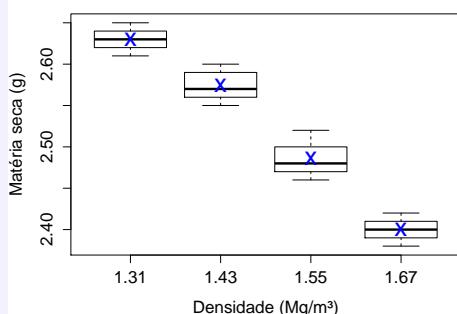
dados.t <-tapply(TRAT, TRAT, mean);dados.t
  1.31  1.43  1.55  1.67
  1.31  1.43  1.55  1.67

dados.v <-tapply(VR, trat, var); dados.v
  1.31    1.43    1.55    1.67
  0.00025 0.00043 0.00058 0.00025

dados.sd <-tapply(VR, trat, sd); dados.sd
  1.31      1.43      1.55      1.67
  0.01581139 0.02073644 0.02408319 0.01581139

detach(dados) #fechando dados

#Como inspecão grafica:
plot(dados[3:2],main="Efeito de compactação do solo",
      xlab="Densidade (Mg/m³)",ylab="Matéria seca (g)")
points(dados.m, pch="x", col="blue", cex=1.5)
```

Efeito de compactação do solo

```
#####
#Analise de variancia:
```

```
#####
#Analise de residuos:
```

```
anava <- aov(VR~trat,data=dados)
```

```
summary(anava)
```

Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
----	--------	---------	---------	--------

```
trat      3 0.15273 0.05091   134.9 1.44e-11 ***
```

```
Residuals 16 0.00604 0.00038
```

```
---
```

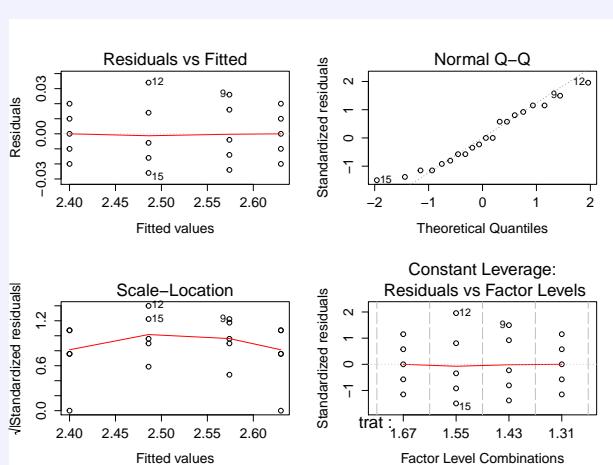
```
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
#####
#Analise de residuos:
```

```
#####
#analise grafica:
```

```
par(mfrow=c(2,2)) #dividir a tela 2 x 2
```

```
plot(anava)
```



```
res <- residuals(anava) #residuos da analise de variancia
```

```
#Teste de normalidade (Shapiro-Wilk)
```

```
shapiro.test(res)
```

```
Shapiro-Wilk normality test
```

```

data: res
W = 0.955, p-value = 0.4499

#homogeneidade de variancia (So eh valido para DIC)
bartlett.test(res~TRAT,data=dados)

Bartlett test of homogeneity of variances

data: res by TRAT
Bartlett's K-squared = 0.9584, df = 3, p-value = 0.8113

#Independencia dos residuos
library(car)
durbinWatsonTest(anava)
lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
 1      0.04503311    1.843709    0.27
Alternative hypothesis: rho != 0

#Analise de regressao na anava (DIC):

#Reg Linear, Quadratica e Cubica
library(ExpDes.pt)
dic(dados$TRAT, dados$VR, quali = F, sigT = 0.05, sigF = 0.05)

-----
Quadro da analise de variancia
-----

      GL      SQ      QM      Fc      Pr>Fc
Tratamento 3 0.15274 0.050912 134.87 1.4392e-11
Residuo     16 0.00604 0.000378
Total       19 0.15877

-----
CV = 0.77 %

-----
Teste de normalidade dos residuos (Shapiro-Wilk)
p-valor: 0.4499191
De acordo com o teste de Shapiro-Wilk a 5% de significancia, os
residuos podem ser considerados normais.

-----
Ajuste de modelos polinomiais de regressao
-----

$'Modelo linear
-----

  Estimativa Erro.padrao      tc p.valor
b0   3.4885167      0.04844  72.01017      0
b1  -0.6483333      0.03238 -20.02125      0

```

```
$'R2 do modelo linear'
[1] 0.9907421

$'Analise de variancia do modelo linear'
      GL      SQ      QM      Fc p.valor
Efeito linear      1 0.15132 0.15132 400.85      0
Desvios de Regressao 2 0.00141 0.00071   1.87 0.18586
Residuos           16 0.00604 0.00038

-----
$'Modelo quadratico
-----
Estimativa Erro.padrao      tc p.valor
b0  2.3415896    0.66615  3.51513 0.00287
b1  0.9037500    0.89966  1.00455 0.33007
b2 -0.5208333    0.30170 -1.72631 0.10355

$'R2 do modelo quadratico'
[1] 0.9981078

$'Analise de variancia do modelo quadratico'
      GL      SQ      QM      Fc p.valor
Efeito linear      1 0.15132 0.15132 400.85      0
Efeito quadratico  1 0.00113 0.00113   2.98 0.10355
Desvios de Regressao 1 0.00029 0.00029   0.77 0.39454
Residuos           16 0.00604 0.00038

-----
$'Modelo cubico
-----
Estimativa Erro.padrao      tc p.valor
b0 -8.361997    12.25129 -0.68254 0.50466
b1 22.648207    24.86809  0.91073 0.37595
b2 -15.179399   16.75604 -0.90591 0.37843
b3  3.279321    3.74795  0.87496 0.39454

$'R2 do modelo cubico'
[1] 1

$'Analise de variancia do modelo cubico'
      GL      SQ      QM      Fc p.valor
Efeito linear      1 0.15132 0.15132 400.85      0
Efeito quadratico  1 0.00113 0.00113   2.98 0.10355
Efeito cubico       1 0.00029 0.00029   0.77 0.39454
Desvios de Regressao 0 0.00000 0.00000      0      1
Residuos           16 0.00604 0.00038
```

```
#Reg Linear:
reglin <- lm(VR~TRAT,data=dados)
reglin1 <- summary(reglin);reglin1

Call:
lm(formula = VR ~ TRAT, data = dados)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.02920 -0.01415 -0.00250  0.01165  0.03860 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 3.48852   0.05074  68.75 < 2e-16 ***
TRAT        -0.64833   0.03392 -19.12 2.1e-13 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.02035 on 18 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9531, Adjusted R-squared:  0.9504 
F-statistic: 365.4 on 1 and 18 DF,  p-value: 2.1e-13

#Reg Quadratica:
regquad <- lm(VR~TRAT+I(TRAT^2),data=dados);summary(regquad)

Call:
lm(formula = VR ~ TRAT + I(TRAT^2), data = dados)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.03110 -0.01335 -0.00030  0.01335  0.03110 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 2.3416    0.6615   3.540  0.00252 ** 
TRAT        0.9038    0.8934   1.012  0.32594  
I(TRAT^2)   -0.5208    0.2996  -1.738  0.10023  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.01929 on 17 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9601, Adjusted R-squared:  0.9554 
F-statistic: 204.7 on 2 and 17 DF,  p-value: 1.273e-12

#Reg Cubica: Nao pode ser realizada, pois satura os desvios de regressao,
# tornando-o com 0gl, isso implica, que nao temos como verificar
# o quanto o desvio de regressao foi significativo ou nao. Obviamente,
# saturando os gl's do trat, o R2 sempre dará 100%, pois eh justamente
```

```

# o polinomio que passara por todos os pontos, nao fazendo sentido
# a analise.
#
regcub <- lm(VR~TRAT+I(TRAT^2)+I(TRAT^3),data=dados);summary(regcub)

Call:
lm(formula = VR ~ TRAT + I(TRAT^2) + I(TRAT^3), data = dados)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.0260 -0.0145 -0.0020  0.0145  0.0340 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) -8.362     12.251   -0.683   0.505    
TRAT         22.648     24.868    0.911   0.376    
I(TRAT^2)    -15.179     16.756   -0.906   0.378    
I(TRAT^3)     3.279      3.748    0.875   0.395    

Residual standard error: 0.01943 on 16 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.962, Adjusted R-squared:  0.9548 
F-statistic: 134.9 on 3 and 16 DF,  p-value: 1.439e-11

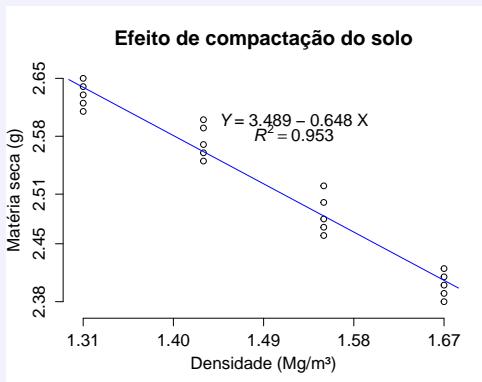
#####
# Verificado o ajuste e os pressupostos
# podemos plotar os dados e a equação estimada.
#####
par(mfrow=c(1,1))#Grafico unico
plot(dados[1:2],main="Efeito de compactação do solo",
      xlab="Densidade (Mg/m³)",ylab="Matéria seca (g)",axes=F)
#coordenada:
c1 = min(dados$VR) #menor valor
c2 = max(dados$VR) #maior valor
c3 = 5 # num de elementos no intervalo [c1,c2]
c4 = min(dados$TRAT)-0.02 #inicio do eix
axis(side=2, at= round(seq(c1,c2, l=c3),2), pos = c4)

#abscissa:
a1 = min(dados$TRAT) #menor valor
a2 = max(dados$TRAT) #maior valor
a3 = 5 # num de elementos no intervalo [a1,a2]
a4 = min(dados$VR)-0.02 #inicio do eix
axis(side=1, at = round(seq(a1,a2, l=a3),2), pos = a4)

#reta ajustada da regressao linear:
abline(reglin,col="blue")

```

```
#plotando a função:
text(x=1.52,y=2.60, labels=expression(italic(Y)~"="~3.489~"-"~0.648~X))
#Plotando o R2:
r2 = bquote(italic(R)^2 ==.(format(reglin1$r.squared, digits = 3)))
text(1.52, 2.60, labels = r2, pos=1)
#pos=1 - insere o texto abaixo do ponto (1.52,2.60)
```

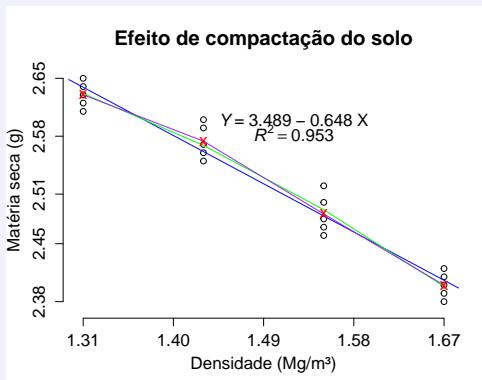


```
#Testando os outros modelos graficamente:
```

```
#reg quadratica
lines(fitted(regquad)~TRAT, data=dados, col="green")

#reg cubica
lines(fitted(regcub)~TRAT, data=dados, col="purple")

#pontos medios:
points(dados.t,dados.m,pch="x",col="red")
```



3.4.4 Estudo do efeito de compactação no solo

Exemplo 3.7: Estudo detalhado do resíduo

Num experimento conduzido em casa de vegetação, no delineamento inteiramente ao acaso, com cinco repetições, foi estudado o efeito da compactação do solo no desenvolvimento de plantas de “ervilha”. Foi avaliado um solo com compactações descritas por quatro densidades, em Mg/m^3 . Os resultados obtidos para o teor de matéria seca da

parte aérea (MSPA), em gramas, foram os seguintes:

Tratamentos (Mg/m^3)	Repetições				
	1	2	3	4	5
1,31	2,61	2,63	2,31	2,74	2,76
1,43	2,57	2,55	2,59	2,6	2,56
1,55	2,50	2,52	2,48	2,47	2,46
1,67	2,45	2,41	2,39	2,38	2,40

- Faça a análise de variância, aplique o teste F e comente os resultados;
- Faça a análise de variância considerando regressão para densidades. Discuta os resultados;
- Obtenha a equação de regressão que se ajusta aos dados;
- Obtenha o coeficiente de determinação e comente;
- Represente graficamente a equação de regressão estimada.

3.5 Experimentos Fatoriais

Exemplo 3.8: Cultura do milho (2×2)

Um experimento avaliou o efeito do uso da adubação e da aplicação de calcário na cultura de milho. O experimento foi instalado num esquema fatorial 2^2 , utilizando um delineamento em blocos casualizados com três repetições. As produções obtidas, em kg/parcela forma as seguintes:

Adubação	Calcário	Blocos		
		I	II	III
0	0	4	3	8
	1	6	8	10
1	0	8	10	12
	1	18	17	16

- Analise as pressuposições experimentais;
- Faça a análise de variância desdobrando o efeito de tratamento nos fatores envolvidos. Aplique o teste F e discuta os resultados;
- Caso o efeito da interação seja significativo, faça o estudo do desdobramento da interação;

Exemplo 3.9: Produção de Vinho (3×2)

Os resultados seguintes foram obtidos de um experimento em que foram avaliados três tipos de vinho (A, B, C) servidos em duas condições de temperatura (1- gelado, 2- ambiente). Foram utilizados quatro provadores que atribuíram as seguintes notas numa

escala de 1 a 10 (média de três determinações):

Provadores	Tratamentos					
	A_1	A_2	B_1	B_2	C_1	C_2
1	8,2	4,5	4,2	5,6	9,3	9,6
2	7,8	3,5	4,4	4,9	8,7	8,9
3	6,0	3,8	5,3	5,4	6,5	7,3
4	8,0	4,7	6,8	6,8	7,9	9,3

- a) Analise as pressuposições experimentais;
- b) Faça a análise de variância desdobrando o efeito de tratamento nos fatores envolvidos. Aplique o teste F e discuta os resultados;
- c) Faça a análise de variância estudando o efeito de temperatura em cada tipo de vinho;
- d) Faça a análise de variância estudando o efeito do tipo de vinho em cada temperatura. Aplique o teste de Tukey, quando necessário.

Exemplo 3.10: Eficiência de Fósforo na cultura do trigo ($3 \times 2 \times 2$)

Esse exemplo foi retirado de Banzatto e Kronka (2006, p. 120). Consideremos os dados de um experimento inteiramente casualizado no esquema fatorial $3 \times 2 \times 2$, com os fatores Cultivares de trigo (C_1 : BR 20 - Guató, tolerante ao alumínio; C_2 : BR 36 - Ianomami, sensível ao alumínio; e C_3 : BR 40 - Tuiúca, moderadamente sensível ao alumínio), Calagem (Ca_0 : 0t/ha calcário; e Ca_1 : 4,4t/ha de calcário e Fosfatagem (P_0 : 0mg de P/Kg de solo; e P_1 : 87mg de P/Kg de solo), no qual foi estudada a eficiência da cultura do trigo na utilização do fósforo, obtida pelo quociente do teor de matéria seca da parte aérea pela quantidade de fósforo absorvida, obtendo-se os dados da tabela abaixo.

Tratamentos	Repetições			
	1	2	3	4
$C_1 Ca_0 P_0$	1255	1250	908	1431
$C_1 Ca_0 P_1$	556	476	588	500
$C_1 Ca_1 P_0$	714	770	667	667
$C_1 Ca_1 P_1$	417	454	454	385
$C_2 Ca_0 P_0$	1428	1444	1667	1428
$C_2 Ca_0 P_1$	625	526	667	526
$C_2 Ca_1 P_0$	769	911	1000	1254
$C_2 Ca_1 P_1$	370	476	417	357
$C_3 Ca_0 P_0$	1660	1662	1667	1667
$C_3 Ca_0 P_1$	526	714	588	714
$C_3 Ca_1 P_0$	625	909	909	667
$C_3 Ca_1 P_1$	526	556	400	476

Realize a ANAVA e caso a interação seja significativa, interprete-a.

Sisvar: Análise Fatorial

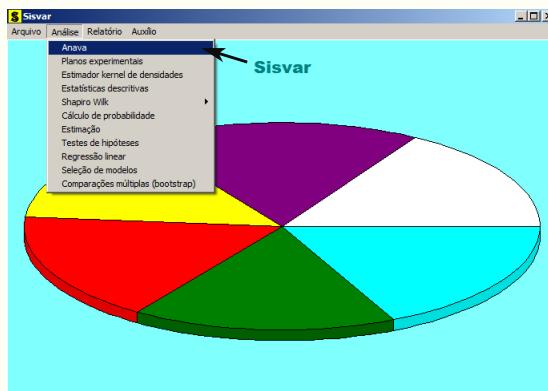
Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

	A	B	C	D	E	F
1	TRAT	Cultivar	Calcio	Fosforo	Rep	EfPTriago
2	1	C1	Ca0	P0	1	1255
3	2	C1	Ca0	P1	1	556
4	3	C1	Ca1	P0	1	714
5	4	C1	Ca1	P1	1	417
6	5	C2	Ca0	P0	1	1428
7	6	C2	Ca0	P1	1	625
8	7	C2	Ca1	P0	1	769
9	8	C2	Ca1	P1	1	370
10	9	C3	Ca0	P0	1	1660
11	10	C3	Ca0	P1	1	526
12	11	C3	Ca1	P0	1	625
13	12	C3	Ca1	P1	1	526
14	1	C1	Ca0	P0	2	1250
15	2	C1	Ca0	P1	2	476
16	3	C1	Ca1	P0	2	770
17	4	C1	Ca1	P1	2	454
18	5	C2	Ca0	P0	2	1444
19	6	C2	Ca0	P1	2	526
20	7	C2	Ca1	P0	2	911
21	8	C2	Ca1	P1	2	476
22	9	C3	Ca0	P0	2	1662
23	10	C3	Ca0	P1	2	714
24	11	C3	Ca1	P0	2	909
25	12	C3	Ca1	P1	2	556
26	1	C1	Ca0	P0	3	908
27	•	•	•	•	•	•
28	•	•	•	•	•	•
29	4	C1	Ca1	P1	3	454
30	5	C2	Ca0	P0	3	1667

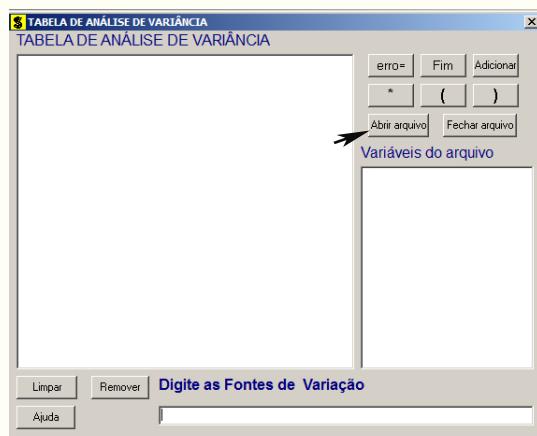
Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão <>.dbf: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório > Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: EfPTriago.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

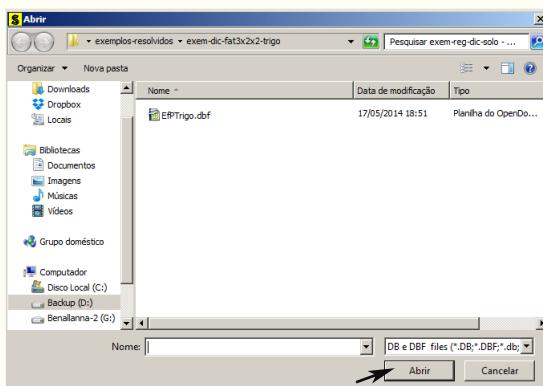
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



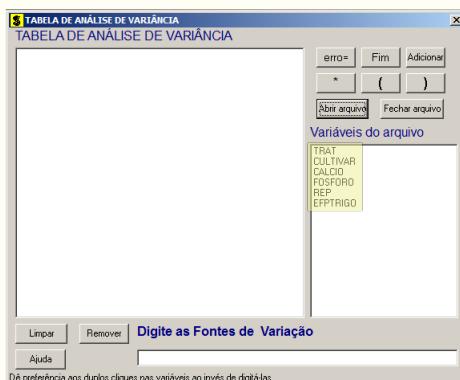
Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.



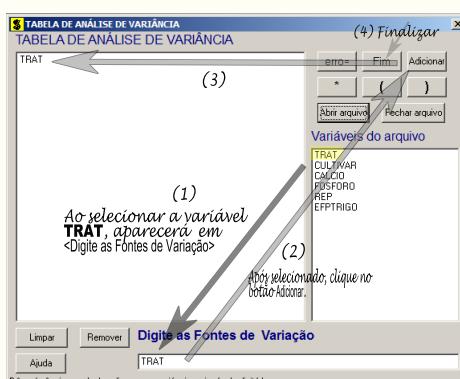
Passo 3: ...> Abrir arquivo > EfPTrigo.dbf.



Passo 4: Com o arquivo EfPTrigo.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: TRAT (1, 2, ..., 10), Cultivar (C_1 : BR 20, C_2 : BR 36 e C_3 : BR 40), Calagem (Ca_0 e Ca_1), Fosfatagem (P_0 e P_1) e EfPTrigo (Eficiência da cultura do trigo na utilização do fósforo).



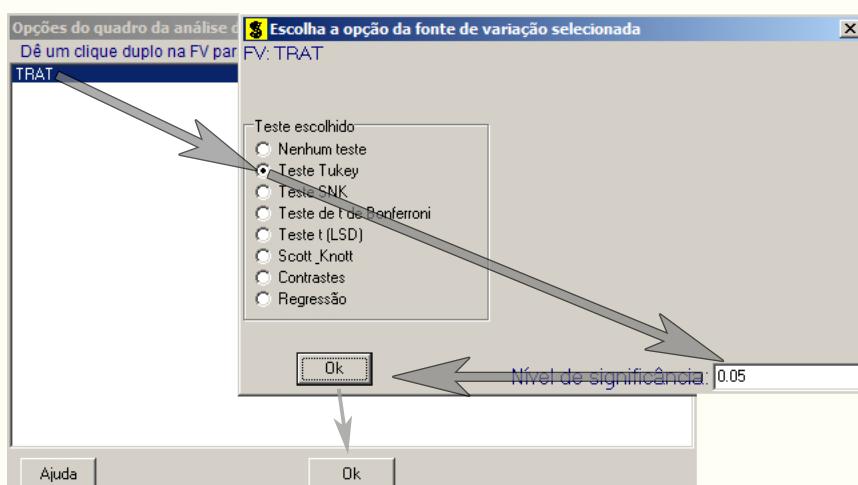
Passo 5: Adicionando apenas a variável TRAT: em **variáveis do arquivo**, selecione a variável TRAT (1), e posteriormente, clique no botão **[Adicionar]** ou **[Enter]** (2). Depois de adicionado, a variável torna-se visível em **Tabela de análise de variância** (3). Adicionar apenas essa variável, resultará na análise de variância geral, considerando cada combinação dos fatores, como um nível do tratamento. Para finalizarmos, basta apertar o botão **[Fim]**.



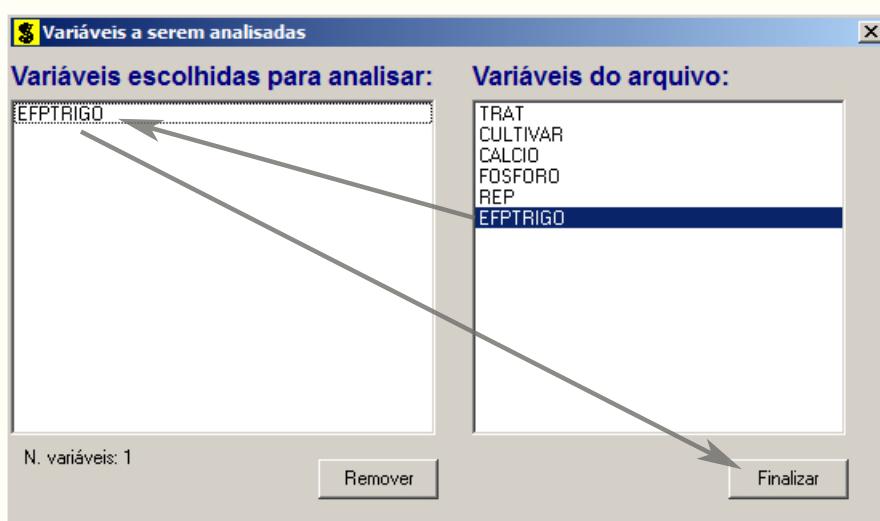
Passo 6: Abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **[Yes]**, seguindo para o próximo passo.



Passo 7: Para nossa fonte de variação (TRAT), iremos aplicar o teste Tukey para comparações de médias, ao nível de significância: 0,05. Clique **Ok** e **Ok**.



Passo 8: Nesse penúltimo passo, temos que agora apenas inserir a variável resposta. Dessa forma, clique em EfpTrigo e finalize a análise **Finalizar**.



Passo 9: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de

variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

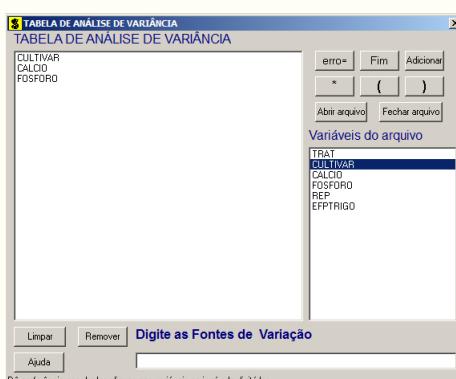
Ao final de todos esses passos, será exibido apenas a ANAVA geral, pois escolhemos a fonte de variação TRAT.

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
TRAT	11	7865565.229167	715051.384470	55.662	0.0000
erro	36	462468.750000	12846.354167		
Total corrigido	47	8328033.979167			
CV (%) =	13.73				
Média geral:	825.4791667	Número de observações:	48		
<hr/>					
Teste Tukey para a FV TRAT					
DMS: 279.777049320929 NMS: 0.05					
Média harmônica do número de repetições (r): 4					
Erro padrão: 56.6708791326433					
<hr/>					
Tratamentos		Médias	Resultados do teste		
8		405.000000	a1		
4		427.500000	a1 a2		
12		489.500000	a1 a2		
2		530.000000	a1 a2 a3		
6		586.000000	a1 a2 a3		
10		635.500000	a1 a2 a3		
3		704.500000	a2 a3 a4		
11		777.500000	a3 a4		
7		983.500000	a4 a5		
1		1211.000000	a5		
5		1491.750000		a6	
9		1664.000000		a6	

Observe que pelo fato da ANAVA ser uma análise geral, os resultados do teste Tukey apresentam muitas ambiguidades, causando muitas vezes confusão nos resultados.

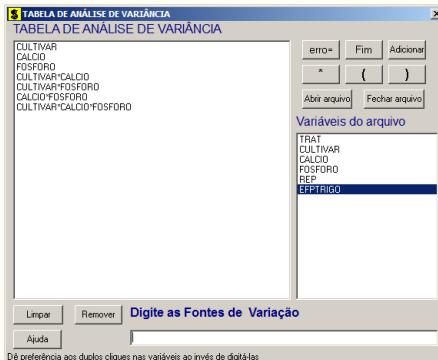
Assim, para um estudo detalhado iremos apresentar os tratamentos num esquema fatorial ($3 \times 2 \times 2$). Iniciando pelo **passo 5**, já que os passos anteriores são os mesmos.

Passo 5.1: Vamos adicionar as fontes de variação da análise de variância. Inicialmente, adicionamos os fatores simples: CULTIVAR, CALCIO e FOSFORO. Esse procedimento é o mesmo apresentado no passo 5 feito anteriormente.



Vamos agora inserir as interações 2×2 e a interação tripla. Para isso, iremos utilizar o botão *****. Como exemplo, observe a interação entre Cultivar e Cálcio. Clique em **CULTIVAR + *** + **CALCIO + Adicionar**. Para a interação tripla, clique em **CULTIVAR**

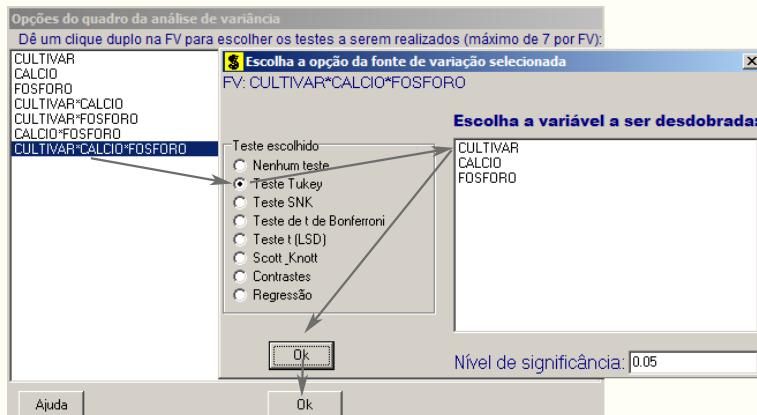
+ $\boxed{*}$ + CALCIO + $\boxed{*}$ + FOSFORO + $\boxed{\text{Adicionar}}$. Ao final, segue como visto na figura abaixo.



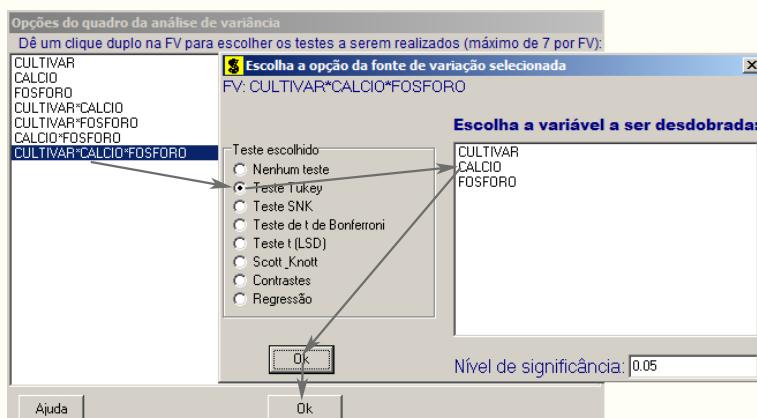
Passo 6.1: Mesma do passo 6.

Passo 7.1: Nesse passo, o interessante é verificar qual das fontes de variações foram significativas, para posteriormente, escolher quais as fontes de variação que faremos o teste de médias, já que, caso a interação tripla seja significativa, despreza-se as outras fontes, e o estudo passa a se concentrar nessa interação. Caso esta seja não significativa, prioriza-se as interações duplas, e por último, os fatores simples, caso as interações duplas sejam também não significativas. Feito isso, podemos verificar que a interação tripla foi significativa. Assim, faremos o desdobramento dessa interação. Como todas as fontes de variação envolvidas, ou são variáveis qualitativas ou quantitativas com apenas dois níveis, aplicaremos o teste Tukey. As figuras abaixo, ilustram esse procedimento.

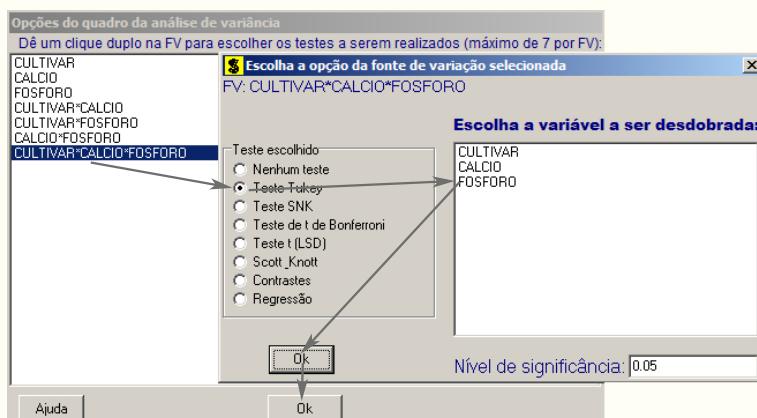
1º Desdobrando a CULTIVAR dentro de CALCIO e FOSFORO



2º Desdobrando a CALCIO dentro de CULTIVAR e FOSFORO



3º Desdobrando a FOSFORO dentro de CULTIVAR e CALCIO



Passo 8.1: Mesma do passo 8. **Passo 9.1:** Mesma do passo 9.

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA						
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc	
CULTIVAR	2	280979.291667	140489.645833	10.936	0.0002	
CALCIO	1	1810798.520833	1810798.520833	140.958	0.0000	
FOSFORO	1	4709400.520833	4709400.520833	366.594	0.0000	
CULTIVAR*CALCIO	2	101204.291667	50602.145833	3.939	0.0284	
CULTIVAR*FOSFORO	2	144533.791667	72266.895833	5.625	0.0075	
CALCIO*FOSFORO	1	722016.020833	722016.020833	56.204	0.0000	
CULTIVAR*CALCIO*FOSF	2	96632.791667	48316.395833	3.761	0.0329	
erro	36	462468.750000	12846.354167			
Total corrigido	47	8328033.979167				
CV (%) =	13.73					
Média geral:	825.4791667	Número de observações:	48			
Obs. Codificações usadas para as FV do quadro de ANAVA						
1: CULTIVAR						
2: CALCIO						
3: FOSFORO						
4: CULTIVAR*CALCIO						
5: CULTIVAR*FOSFORO						
6: CALCIO*FOSFORO						
7: CULTIVAR*CALCIO*FOSFORO						
8: Fim						

Análise do desdobramento de CULTIVAR dentro de cada nível de: CALCIO FOSFORO

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
CULTIVAR	/1 2	418266.166667	209133.083333	16.280	0.0000
CULTIVAR	/2 2	22288.666667	11144.333333	0.868	0.4245
CULTIVAR	/3 2	167474.666667	83737.333333	6.518	0.0037
CULTIVAR	/4 2	15320.666667	7660.333333	0.596	0.5529
Erro	36	462468.750000	12846.354167		

Codificação usada para o desdobramento

cod. CALCIO FOSFORO

1 = Cao P0

2 = Cao P1

3 = Ca1 P0

4 = Ca1 P1

Teste de Tukey para o

desdobramento de CULTIVAR dentro da codificação: 1

Obs. Identifique a codificação conforme valores apresentados anteriormente

Teste Tukey para a FV CULTIVAR

DMS: 195.968597102345 NMS: 0.05

Média harmonica do número de repetições (r): 4

Erro padrão: 56.6708791326433

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
C1	1211.000000	a1
C2	1491.750000	a2
C3	1664.000000	a2

Teste de Tukey para o

desdobramento de CULTIVAR dentro da codificação: 3

Obs. Identifique a codificação conforme valores apresentados anteriormente

Teste Tukey para a FV CULTIVAR

DMS: 195.968597102345 NMS: 0.05

Média harmonica do número de repetições (r): 4

Erro padrão: 56.6708791326433

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
C1	704.500000	a1
C3	777.500000	a1
C2	983.500000	a2

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA						
FV		GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
CALCIO	/1	1	513084.500000	513084.500000	39.940	0.0000
CALCIO	/2	1	21012.500000	21012.500000	1.636	0.2091
CALCIO	/3	1	516636.125000	516636.125000	40.217	0.0000
CALCIO	/4	1	65522.000000	65522.000000	5.100	0.0301
CALCIO	/5	1	1571764.500000	1571764.500000	122.351	0.0000
CALCIO	/6	1	42632.000000	42632.000000	3.319	0.0768
Erro		36	462468.750000	12846.354167		

Codificação usada para o desdobramento
cod. CULTIVAR FOSFORO

1 = C1 P0
2 = C1 P1
3 = C2 P0
4 = C2 P1
5 = C3 P0
6 = C3 P1

Teste de Tukey para o desdobramento de CALCIO dentro da codificação: 1

Teste Tukey para a FV CALCIO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
Ca1	704.500000	a1
Ca0	1211.000000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de CALCIO dentro da codificação: 3

Teste Tukey para a FV CALCIO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
Ca1	983.500000	a1
Ca0	1491.750000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de CALCIO dentro da codificação: 4

Teste Tukey para a FV CALCIO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
Ca1	405.000000	a1
Ca0	586.000000	a2

|

Teste de Tukey para o desdobramento de CALCIO dentro da codificação: 5

Teste Tukey para a FV CALCIO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
Ca1	777.500000	a1
Ca0	1664.000000	a2

Análise do desdobramento de FOSFORO dentro de cada nível de: CULTIVAR CALCIO

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA

FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
FOSFORO	/1	1	927522.000000	927522.000000	72.201 0.0000
FOSFORO	/2	1	153458.000000	153458.000000	11.946 0.0014
FOSFORO	/3	1	1640766.125000	1640766.125000	127.722 0.0000
FOSFORO	/4	1	669324.500000	669324.500000	52.102 0.0000
FOSFORO	/5	1	2115624.500000	2115624.500000	164.687 0.0000
FOSFORO	/6	1	165888.000000	165888.000000	12.913 0.0010
Erro		36	462468.750000	12846.354167	

Codificação usada para o desdobramento

cod. CULTIVAR CALCIO
 1 = C1 Cao
 2 = C1 Ca1
 3 = C2 Cao
 4 = C2 Ca1
 5 = C3 Cao
 6 = C3 Ca1

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 1

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	530.000000	a1
P0	1211.000000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 2

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	427.500000	a1
P0	704.500000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 3

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	586.000000	a1
P0	1491.750000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 4

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	405.000000	a1
P0	983.500000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 5

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	635.500000	a1
P0	1664.000000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de FOSFORO dentro da codificação: 6

Teste Tukey para a FV FOSFORO

DMS: 162.541037750362 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
P1	489.500000	a1
P0	777.500000	a2

3.6 Experimentos em parcelas subdivididas

Exemplo 3.11: Métodos de preparo de solo

Um experimento foi instalado num esquema de parcela subdividida para avaliar três métodos de preparo de solo (1, 2 e 3) e cinco variedades de cana (V, W, X, Y, Z). Os resultados referentes às produtividades (t/ha) foram os seguintes:

Bloco 1			Bloco 2		
3	2	1	2	3	1
Z-189	Y-108	X- 86	X-108	Y-140	Y- 95
W-121	Z-135	W- 68	Y-103	X-135	V-132
V-140	W-148	Y- 81	V-107	Z-162	W- 70
Y-176	V-108	Z-122	Z-122	W- 81	X- 81
X-162	X-113	V- 111	W-135	V-146	Z- 94

1. Faça a análise de variância, aplique o teste F e discuta os resultados;
2. Faça um estudo da interação, comparando os métodos de preparo de solo pelo teste Tukey;
3. Determine a precisão do experimento;

Sisvar: Análise de Parcela Subdividida

Entrada de dados com a extensão `aquivo.dbf`, usando o programa **BrOffice.org Calc**. Inicialmente, a estrutura do arquivo para esse exemplo é dado a seguir.

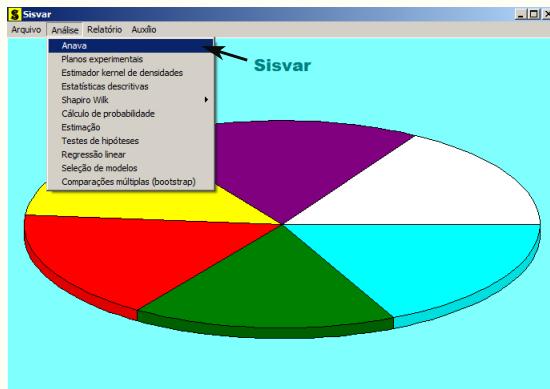
	A	B	C	D
1	parcela	subparcela	bloco	prod
2	1	x	1	86
3	1	w	1	68
4	1	y	1	81
5	1	z	1	122
6	1	v	1	111
7	2	y	1	108
8	2	z	1	135
9	2	w	1	148
10	2	v	1	108
11	2	x	1	113
12	3	z	1	189
13	3	w	1	121
14	3	v	1	140
15	3	y	1	176
16	3	x	1	162
17	1	y	2	95
18	1	v	2	132
19	1	w	2	70
20	1	x	2	81
21	1	z	2	94
22	3	y	2	140
23	3	x	2	135
24	3	z	2	162
25	3	w	2	81
26	3	v	2	146
27	2	x	2	108
28	2	y	2	103
29	2	v	2	107
30	2	z	2	122
31	2	w	2	135

Após digitado os dados, segue a exportação do arquivo do BrOffice para a extensão `<>.dbf`: Arquivo > Salvar como... > Salvar em: escolher o diretório >

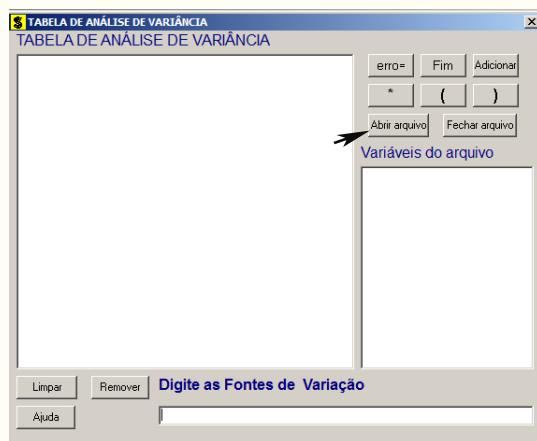
Tipo: dBASE(.dbf) > Nome: prepsolo.dbf > Abrir. O arquivo está pronto para a análise no Sisvar.

Usando agora o sisvar, seguindo os passos:

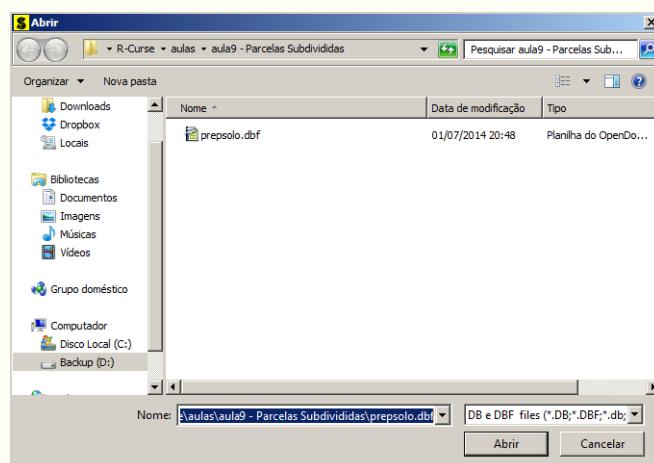
Passo 1: Sisvar > Análise > Anava.



Passo 2: ...> Anava > Abrir arquivo.

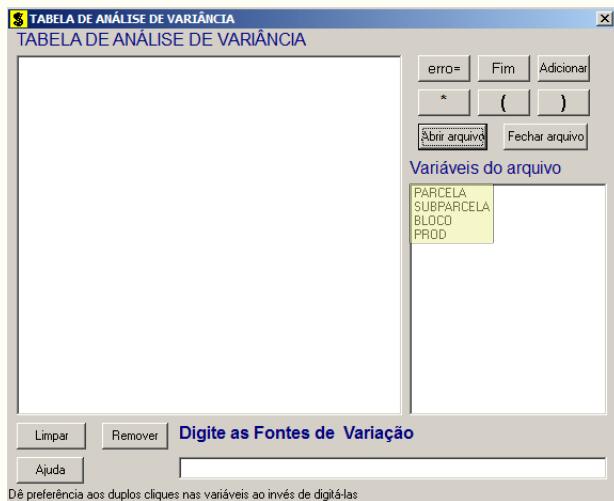


Passo 3: ...> Abrir arquivo > prepsolo.dbf.

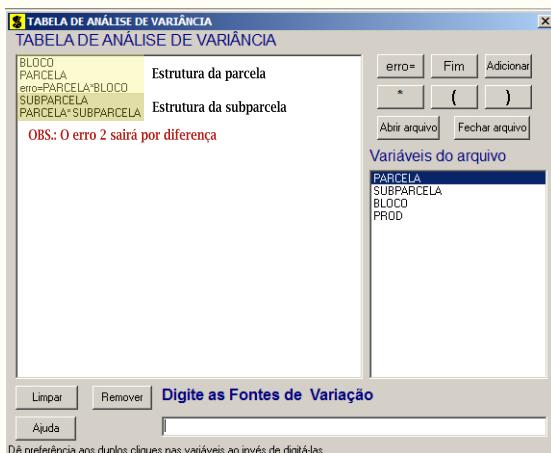


Passo 4: Com o arquivo prepsolo.dbf aberto no Sisvar, percebemos que as variáveis do arquivo são: PARCELA que representa os tipos de solo (1, 2 e 3), SUBPARCELA que

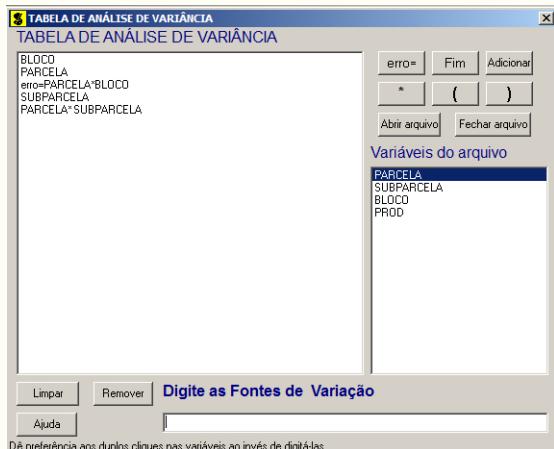
representa os as variedades de cana(V, W, X, Y e Z), BLOCO (1 e 2) e PROD a variável resposta que representa a produtividade em t/ha .



Passo 5: Esse passo é bem delicado, pois é a montagem da estrutura da análise de variância para experimentos com parcela subdividida. Esse tipo de experimento, terá dois erros: Erro 1 (deve ser inserido no Sisvar) e Erro 2 (sai por diferença, e assim, o Sisvar internamente calcula. Portanto, não precisa ser inserido). Assim, essa estrutura desse experimento terá sempre o formato como segue.

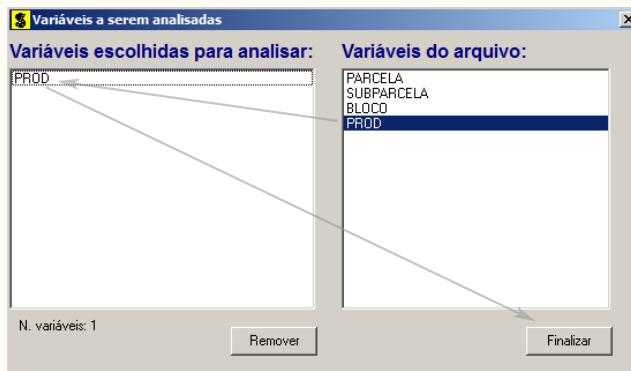


Passo 6: Abrirá uma janela perguntando: “Quer encerrar o quadro de análise de variância?”. Em seguida, clique em **Yes**, seguindo para o próximo passo.



Passo 7: Antes de aplicarmos algum teste de médias ou estudo de regressão, se for o caso, iremos saber qual dos efeitos da ANAVA foram significativos. Assim, em opções de quadro de análise de variância, não iremos clicar em nenhum efeito. Apenas clique em **Ok**.

Passo 8: Em Variáveis a serem analisadas selecione a variável resposta PROD, e clique em **Finalizar**.



Passo 9: Antes de finalizar a análise, é perguntado se deseja fazer transformação nos dados. Isso ocorre, quando o resíduo não atende às pressuposições da análise de variância. Nesse caso, não iremos fazer transformação. Portanto, clique em **Finalizar**.

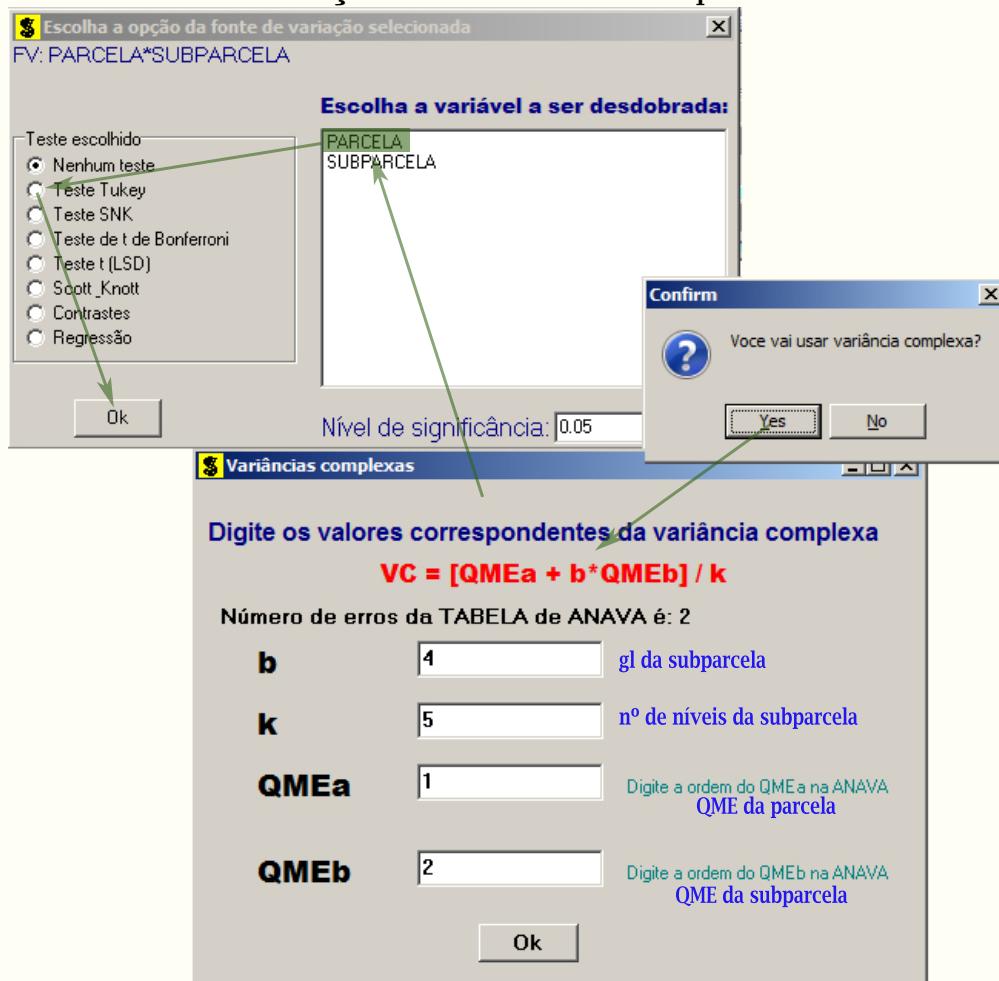
Ao final de todos esses passos, será exibido a ANAVA.

TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA					
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc
BLOCO	1	821.633333	821.633333	1.923	0.2999
PARCELA	2	13112.600000	6556.300000	15.346	0.0612
erro 1	2	854.466667	427.233333		
SUBPARCELA	4	3704.466667	926.116667	7.726	0.0025
PARCELA*SUBPARCELA	8	7810.733333	976.341667	8.145	0.0008
erro 2	12	1438.400000	119.866667		
Total corrigido	29	27742.300000			
CV 1 (%) =		17.33			
CV 2 (%) =		9.18			
Média geral:		119.300000	Número de observações:	30	

Sabendo que a interação foi significativa, esta é priorizada. Assim, repetimos os **Passos de 1 a 6**.

Passo 7.1: Para o estudo da interação, devemos fazer algumas observações. Uma delas é quando usarmos a variância complexa. Uma forma prática de entender é, quando se estuda a interação de um fator menor (em termos de área) dentro de um fator maior (em termos de área), não se utiliza variância complexa, o contrário sim, deve-se usar variância complexa. Por exemplo, estudar a PARCELA dentro de cada nível da SUBPARCELA, utilize-se a variância complexa. Para este caso, a variância complexa será dado pela combinação do quadrado médio do erro 1 (parcela) com o quadrado médio do erro 2 (subparcela). Já para o estudo da SUBPARCELA dentro de cada nível da PARCELA, não se utiliza variância complexa.

Interação com variância Complexa



Interação sem variância Complexa

Análise do desdobramento de SUBPARCELA dentro de cada nível de: PARCELA							
TABELA DE ANÁLISE DE VARIÂNCIA							
FV	GL	SQ	QM	Fc	Pr>Fc		
SUBPARCELA /1	4	3447.000000	861.750000	7.189	0.0034		
SUBPARCELA /2	4	1965.600000	491.400000	4.100	0.0251		
SUBPARCELA /3	4	6102.600000	1525.650000	12.728	0.0003		
Erro	12	1438.400000	119.866667				

Codificação usada para o desdobramento
cod. PARCELA
1 = 1
2 = 2
3 = 3

Teste de Tukey para o desdobramento de SUBPARCELA dentro da codificação: 1

DMS: 34.9086811539432 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
W	69.000000	a1
X	83.500000	a1 a2
Y	88.000000	a1 a2 a3
Z	108.000000	a2 a3
V	121.500000	a3

Teste de Tukey para o desdobramento de SUBPARCELA dentro da codificação: 2

DMS: 34.9086811539432 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
Y	105.500000	a1
V	107.500000	a1 a2
X	110.500000	a1 a2
Z	128.500000	a1 a2
W	141.500000	a2

Teste de Tukey para o desdobramento de SUBPARCELA dentro da codificação: 3

DMS: 34.9086811539432 NMS: 0.05

Tratamentos	Médias	Resultados do teste
W	101.000000	a1
V	143.000000	a2
X	148.500000	a2
Y	158.000000	a2
Z	175.500000	a2

3.7 Análises interessantes

3.7.1 Granulometria do milho em ração para suínos

Exemplo 3.12: Delineamento em Blocos Causalizados

Sabe-se que o ganho de peso (Kg) de suínos é influenciado pela granulometria do milho utilizado no preparo da ração. Assim, o estudo utilizou-se moinho martelo com peneiras de 1,5; 2,0; 3,2 e 4,0 mm de diâmetros de furos para o preparo da ração a base de milho. O experimento foi avaliado em blocos causalizados com 8 repetições, com o propósito de controlar a influência do ambiente nas instalações em que os animais foram colocados. Os animais selecionados fora uniformemente quanto ao peso inicial. A parcela é formada

por uma baia com 2 animais. A seguir é apresentado os dados.

Bloco	Tratamento			
	1,5	2,0	3,2	4,0
I	22.0	21.5	24.5	25.5
I	23.0	22.5	25.5	23.0
II	22.5	21.0	21.0	26.0
II	22.5	21.0	21.0	27.5
III	25.0	28.0	23.0	27.0
III	21.5	28.0	23.0	22.0
IV	27.5	23.5	16.0	22.0
IV	36.0	27.5	33.0	34.0
V	24.0	21.5	25.0	25.0
V	27.0	18.0	24.0	22.0
VI	25.5	23.5	24.5	26.0
VI	28.0	26.0	18.5	20.0
VII	26.0	27.5	25.0	26.0
VII	29.0	29.5	17.0	27.0
VIII	24.0	22.5	25.0	26.5
VIII	27.0	24.0	27.0	22.5

3.7.2 Usando o SISVAR

Sisvar:

3.8 Usar DIC ou DBC

Um dos grandes problemas no experimento é saber qual o delineamento mais eficiente para o estudo. Entre o DIC e o DBC, por exemplo num experimento de campo, poderemos tomar a decisão prévia de usar o DBC sem avaliar a área para verificar se existe variáveis indesejáveis no estudo, e daí correremos alguns riscos, como por exemplo, afetar a precisão do experimento. Assim, o exemplo abaixo irá dar noções sobre os riscos de planejar o delineamento de forma incorreta num experimento.

3.8.1 Exemplo da variedade de alho

Exemplo 3.13: Delineamento em Blocos Casualizados

Foi utilizado o delineamento em Blocos Casualizados, com três repetições, para comparar as produções de 4 variedades de alho. Os dados de produção, em *Kg/parcela*, sendo as variedades codificadas: Amarante - A, Quitéria - Q, Chonan - C, Gigante - G, estão apresentados a seguir

Bloco I	A (26,90)	Q (31,27)	C (21,42)	G (21,46)
Bloco II	G (24,15)	A (25,45)	Q (32,00)	C (24,50)
Bloco III	C (25,20)	Q (31,20)	A (24,30)	G (28,18)

- a) Apresente a análise de variância e comente os resultados.
- b) Suponha que o delineamento experimental tivesse sido o DIC ao invés do DBC. Refaça a análise de variância e o teste Tukey.
- c) Comente sobre as diferenças de resultados (precisão, DMS do teste Tukey, comparações entre as médias dos tratamentos) nos item (a) e (b). Por que aconteceram diferenças (ou não)?

3.8.1.1 Solução analítica

Solução: Exemplo 3.13

(a) DIC

Levantando as hipóteses, temos:

H_0 : As variedades de alho têm mesmo efeito de produtividade em Kg/ha ;

H_a : Pelo menos duas variedades de alho apresentam efeito de produtividade diferentes, em Kg/ha .

Vamos apresentar os dados de produtividade ($Kg/parcela$) das quatro variedades de alho, por meio de uma tabela simplificada:

TRATAMENTOS	BLOCOS			TOTais
	I	II	III	
Amarante	26,90	25,45	24,30	76,65
Quitéria	31,27	32,00	31,20	94,47
Chonan	21,42	24,50	25,20	71,12
Gigante	21,46	24,15	28,18	73,79
TOTais	101,05	106,10	108,88	316,03

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 316,03^2/12 \\ &= 8322,9134. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (26,90^2 + 25,45^2 + \dots + 24,15^2 + 28,18^2) - C \\ &= 8469,0283 - C \\ &= 146,1149. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{3}(76,65^2 + 94,47^2 + 71,12^2 + 73,79) - C \\ &= 8434,274 - C \\ &= 111,3606. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 SQ_{bloc} &= \frac{1}{4}(101,05^2 + 106,10^2 + 108,88^2) - C \\
 &= 8330,79171 - C \\
 &= 7,8783.
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} - SQ_{bloc} \\
 &= 26,8760.
 \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

	FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab
Tratamentos	3	111,3606	37,1202	8,287*	4,76	
Blocos	2	7,8783	3,9392	0,879 ^{NS}	5,14	
Resíduo	6	26,8760	4,4793	-		
TOTAL	11	146,1149	-	-		

Percebemos pela análise de variância, pelo menos duas variedades de alho apresentaram efeito de produções médias diferentes, ao nível de significância de 5% de probabilidade.

A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100, \quad (3.11)$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned}
 MG &= \frac{23,71 + 24,60 + 25,55 + 31,49}{4} \\
 &= 26,34 \text{ kg/ha}.
 \end{aligned}$$

Assim, o CV é calculado

$$CV = \frac{\sqrt{4,4793}}{26,34} \times 100 \quad (3.12)$$

$$= 8,04\%. \quad (3.13)$$

O experimento apresenta alta precisão, pois $CV < 10\%$. Isso implica, que nas mesmas condições desse experimento, se um outro for realizado, os resultados serão similares. No estudo das médias, o teste de comparação múltipla utilizado será o teste Tukey. Fazendo o estudo do teste Tukey, calculemos a DMS:

$$\begin{aligned}
 DMS &= q_{4,6gl.} \times \sqrt{\frac{QME}{J}} \\
 &= 4,90 \times \sqrt{\frac{4,4793}{3}} \\
 &= 5,9874.
 \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tratamentos	Médias	Teste Tukey	
Chonan	23,71	b	
Gigante	24,60	b	
Amarante	25,55	b	a
Quitéria	31,49		a

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que a variedade Quitéria apresentou produtividade superior as variedades Chonan e Gigante, mas as produtividades das variedades Chonan, Gigante e Amarante, bem como Amarante e Quitéria, apresentaram produtividades estatisticamente iguais.

(b) DBC

Levantando as hipóteses, temos:

H_0 : As variedades de alho têm mesma produtividade em Kg/ha ;

H_a : Pelo menos duas variedades de alho apresentam efeitos diferentes na produtividade em Kg/ha .

Vamos apresentar os dados de produção ($Kg/\text{parcela}$) das quatro variedades de alho, por meio de uma tabela simplificada:

TRATAMENTOS	REPETIÇÕES			TOTais
	1	2	3	
Amarante	26,90	25,45	24,30	76,65
Quitéria	31,27	32,00	31,20	94,47
Chonan	21,42	24,50	25,20	71,12
Gigante	21,46	24,15	28,18	73,79

A partir de agora, iremos desenvolver a análise de variância. Calculando inicialmente a correção, temos:

$$\begin{aligned} C &= G^2/IJ \\ &= 316,03^2/12 \\ &= 8322,9134. \end{aligned}$$

Posteriormente, as somas de quadrados:

$$\begin{aligned} SQ_{tot} &= (26,90^2 + 25,45^2 + \dots + 24,15^2 + 28,18^2) - C \\ &= 8469,0283 - C \\ &= 146,1149. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{trat} &= \frac{1}{3}(76,65^2 + 94,47^2 + 71,12^2 + 73,79^2) - C \\ &= 8434,274 - C \\ &= 111,3606. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SQ_{res} &= SQ_{tot} - SQ_{trat} - SQ_{bloc} \\ &= 34,7543. \end{aligned}$$

A valor dos quadrados médios são encontrados pela razão entre a soma de quadrados e o grau de liberdade da fonte de variação em análise.

Fazendo a tabela de análise de variância, temos:

Tabela 1: Análise de variância da produção em kg/ha das variedades de alho.

FV	GL	SQ	QM	Teste F	F tab
Tratamentos	3	111,3606	37,1202	8,54*	4,07
Resíduo	8	34,7543	4,3429	-	
TOTAL	11	146,1149	-	-	

Percebemos pela análise de variância, pelo menos duas variedades de alho apresentaram efeito de produções médias diferentes, ao nível de significância de 5% de probabilidade. A precisão do experimento é calculado da seguinte forma:

$$CV = \frac{\sqrt{QME}}{MG} \times 100, \quad (3.14)$$

sendo MG a média geral do experimento, isto é,

$$\begin{aligned} MG &= \frac{23,71 + 24,60 + 25,55 + 31,49}{4} \\ &= 26,35 kg/ha. \end{aligned}$$

Assim, o CV é calculado

$$CV = \frac{\sqrt{4,3429}}{26,34} \times 100 \quad (3.15)$$

$$= 7,91\%. \quad (3.16)$$

O experimento apresenta alta precisão, pois $CV < 10\%$. Isso implica, que nas mesmas condições desse experimento, se um outro for realizado, os resultados serão similares. No estudo das médias os testes de comparações múltiplas usaremos o teste Tukey, já que o teste F foi significativo para o efeito dos tratamentos.

Fazendo o estudo do teste Tukey, calculemos a DMS:

$$\begin{aligned} DMS &= q_{4,8gl.} \times \sqrt{\frac{QME}{J}} \\ &= 4,53 \times \sqrt{\frac{4,3442}{3}} \\ &= 5,45. \end{aligned}$$

Fazendo a tabela de médias, temos:

Tabela 2: Produção média, em kg/ha , das variedades de alho.

Tratamentos	Médias	Teste Tukey
Chonan	23,7067	b
Gigante	24,5967	b
Amarante	25,5500	b
Quitéria	31,4900	a

De acordo com o teste Tukey, ao nível de significância de 5% de probabilidade, conclui-se que a variedade Quitéria apresentou produtividade superior as demais.

(c)

Observamos que o fato de ter usado de ter usado o controle local no item (a), sendo que o efeito de bloco na anava foi não significativo, implicou numa perda nos graus de liberdade para o resíduo sem motivos. Isso proporciona um quadrado médio no resíduo maior que no ítem (b), em que não se utilizou controle local. A perda dos graus de liberdade também influencia a DMS, já que tanto os graus de liberdade quanto o QME se alteram. A precisão mostrou nitidamente que a escolha do delineamento influenciou os resultados da anava, como também pode ter influenciado na falta de transitividade do teste Tukey.

Assim, de forma prática, se realizarmos mais alguns experimentos e detectarmos que o efeito do controle local na área experimental é não significativo, não haverá problemas de se utilizar o DIC em campo.

Caso deseje realizar o exercício nos softwares R, Sisvar e SAS, basta consultar as subseções 3.1.1 e 3.2.1 para realizar as análises em DIC e DBC, respectivamente.

3.9 Planejamento de Experimentos

Exemplo 3.14

Um pesquisador da cultura do milho deseja instalar um experimento para comparar seis cultivares dispondo de sementes, adubo e área para plantio suficientes para utilizar até 8 repetições. O terreno disponível apresenta declividade de 10%. A parcela de campo para a cultura do milho usualmente é constituída de quatro linhas de plantio com cinco metros de comprimento sendo 0,90m o espaçamento entre linhas e uma planta a cada 0,20m de linha. Quando necessário, despreza-se as produções das linhas laterais e de meio metro nos extremos das duas linhas centrais com a finalidade de bordadura. Planeje um experimento para esse estudo. Descreva: fator, categorias, tratamentos, tamanho da parcela, número de repetições necessidade ou não de bordadura, delineamento e variáveis resposta. Faça o croqui o experimento e da parcela.

Referências Bibliográficas

- BANZATTO, D. A.; KRONKA, S. do N. **Experimentação Agrícola**. 4. ed. Jaboticabal: Funep, 2006. 237 p.
- SILVA, J. G. C. da. **Estatística experimental: Planejamento de experimentos**. Pelotas: UFPEL, 2007. 511 p.
- ZIMMERMANN, F. J. P. **Estatística aplicada à pesquisa agrícola**. Santo Antônio de Goiás: Embrapa Arroz e Feijão, 2004. 402 p.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

‘So Calming.’

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.



9 788085 955354

Malaysian L^AT_EX User Group •

<http://latex-my.blogspot.com> Cover Illustration by Dusan Bicanski •

<http://www.public-domain-image.com>