Aplicações das Técnicas Taguchi na Engenharia da Qualidade

Função Perda
Projeto de Experimento Ortogonal
Projeto por Parâmetros e por Tolerâncias

Phillip J. Ross

MAKRON *Books*
McGraw-Hill

MAKRON
Books

CAPÍTULO 3

INTRODUÇÃO AOS ARRANJOS ORTOGONAIS

CARACTERÍSTICAS DOS AO:
- Todos os colunas são independentes;
- É um fatorial fracionado;
- Permite fazer um nº pequeno de experimento para um nº muito gde. de G.L.

3.1 Estratégias Características para Ensaios

Engenheiros e cientistas se deparam, na maior parte das vezes, com duas situações de desenvolvimento do produto (ou processo). Os termos "produto" e "processo" podem ser utilizados de modo permutável na discussão a seguir, pois os mesmos conceitos se aplicam no desenvolvimento de produtos ou de processos. Uma situação de desenvolvimento consiste em encontrar um certo parâmetro que aperfeiçoe determinada característica de desempenho levando a um valor aceitável ou ótimo. Uma segunda situação consiste em descobrir um projeto alternativo, material ou método menos caro, que proporcione o mesmo desempenho. Diferentes estratégias poderão ser empregadas, conforme a situação apresentada para o experimentador. O primeiro problema, que consiste na necessidade de melhoria do desempenho, constitui a situação mais típica.

Na busca por projetos aperfeiçoados ou equivalentes, o profissional normalmente executa determinado ensaio, observa o desempenho do produto e toma uma decisão quanto a utilizar ou a rejeitar o novo projeto. É a qualidade desta decisão que pode ser aperfeiçoada, quando são utilizadas estratégias adequadas em ensaios; em outras palavras, evitar o erro de utilizar projeto "garantir" aceitável.

Antes de iniciar a discussão referente aos arranjos ortogonais (AOs), seria preferível recapitular algumas das estratégias mais utilizadas. Não tendo em mãos estratégias de ensaio eficientes e adequadas, experimentadores recorrem aos conceitos a seguir. O projeto de experimento mais comum consiste na avaliação do efeito de um parâmetro sobre o desempenho do produto. Progressão típica deste conceito, quando o parâmetro selecionado não funciona, consiste em avaliar posteriormente o efeito de diversos parâmetros sobre o desempenho do produto. O experimentador se depara com as situações mais urgentes e desesperadoras sempre que tem que realizar avaliação simultânea do efeito exercido por diversos parâmetros no desempenho.

Estas estratégias diferentes podem ser simbolizadas do seguinte modo. O caso mais simples de análise do efeito de um parâmetro sobre o desempenho seria desenvolver um ensaio em duas condições diferentes deste parâmetro (por exemplo, o efeito da velocidade de corte sobre o microacabamento de uma peça trabalhada). Foram utilizadas duas velocidades de corte diferentes e o microacabamento resultante foi medido a fim de se determinar qual velocidade de corte proporcionou resultados mais satisfatórios. Se o primeiro nível (primeira velocidade de corte) é simbolizado por 1, e o segundo nível (segunda velocidade de corte) simbolizado por 2, as condições experimentais se apresentam como na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 Experimento com fator único.

Ensaio nº	*Níveis do fator*	*Resultados dos ensaios*
1	1	* *
2	2	* *

O* simboliza os valores do microacabamento, que seriam obtidos com amostras diferentes. Para amostras com duas unidades, somente para exemplificar, no experimento 1, a média poderia ser calculada e comparada com a média de amostra de mesmo tamanho e no experimento 2, para estimar o efeito da velocidade de corte. Para que isto seja realizado de forma estatisticamente apropriada, deve-se obter um número significativo de amostras para cada um dos experimentos 1 e 2; duas amostras, dentro de cada condição, podem não ser adequadas. A maior parte dos engenheiros não está familiarizada com os

* W.J. Diamond, *Practical Experiment Designs for Engineers and Scientistis*. Lifetime Learning Publications, Belmont, Califórnia, 1981.

métodos estatísticos para determinação de tamanhos de amostra apropriados; porém, existem livros de estatística que poderão auxiliar nesta determinação.*†

Se o primeiro fator selecionado não produz os resultados esperados, o indivíduo geralmente tende a ensaiar algum outro fator, com programa de ensaio que será mostrado a seguir. Em termos genéricos, suponhamos que o experimentador tenha observado quatro fatores diferentes, designados como *A*, *B*, *C* e *D*, e avaliados individualmente. Pode-se observar na Tabela 3.2 que o primeiro experimento representa a condição fundamental. Os resultados do ensaio 2 podem ser comparados aos do ensaio 1, a fim de estimar o efeito do fator *A* sobre o desempenho do produto. Os resultados do ensaio 3 podem ser comparados aos do ensaio 1, para estimar o efeito do fator *B* sobre o desempenho do produto, e assim por diante. Cada nível do fator é alterado individualmente, mantendo os demais inalterados. Este é o conceito "científico" tradicional para experimentação, freqüentemente abordado na escola secundária atual e nas aulas de química e física de colégios.

Tabela 3.2 Diversos fatores isoladamente.

	Fator e nível do fator				
Ensaio nº	***A***	***B***	***C***	***D***	***Resultados dos ensaios***
1	1	1	1	1	* *
2	2	1	1	1	* *
3	1	2	1	1	* *
4	1	1	2	1	* *
5	1	1	1	2	* *

em o apega-se a

A terceira e mais crítica situação consiste no indivíduo apegando-se a qualquer coisa, em desespero, e alterando muitas outras, todas simultaneamente, na expectativa de que ao menos uma das modificações melhore a situação de modo satisfatório. Novamente, pode-se observar na Tabela 3.3 que o primeiro ensaio representa a condição fundamental. A média dos dados no ensaio 1 pode ser comparada à média dos dados no ensaio 2 a fim de determinar o efeito combinado de todos os fatores.

* † C. Lipson, N.J. Sheth, *Statistical Design anda Analysis of Engineering Experiments*. McGraw-Hill, Nova Iorque.

Todos os métodos apresentam algum tipo de limitação(s). Estas serão discutidas separadamente.

Plural?

Tabela 3.3 Diversos fatores simultaneamente.

	Fator e níveis do fator				
Ensaios nº	***A***	***B***	***C***	***D***	***Resultados dos ensaios***
1	1	1	1	1	* *
2	2	2	2	2	* *

3.1.1 *Experimento com Fator Único*

Entender!

O experimento com fator único avalia o efeito de um parâmetro sobre o desempenho, enquanto mantém o restante rigidamente constante. Se, porventura, ocorrer interação do fator estudado com algum outro fator, a interação não poderá, portanto, ser examinada. Além disso, o experimento com fator único não utiliza os dados de modo efetivo. Se o tamanho da amostra válido para cada nível fosse 4, a ANAVA para tal experimento se apresentaria como na Tabela 3.4. Neste caso, 1 grau de liberdade está associado ao fator *A* e 6 graus de liberdade, associados ao erro (fatores desconhecidos). No sentido estatístico, quanto mais graus de liberdade estiverem associados a uma peça, maior o conteúdo de informações conhecidas com relação ao efeito desta peça. Neste exemplo, tem-se conhecimento de alguma coisa a respeito do fator *A* e um conhecimento ainda maior sobre erro. Porém, quais problemas podem ser solucionados por meio do amplo conhecimento a respeito do erro? Seria conveniente ao experimentador relacionar alguns graus de liberdade, por exemplo, trocar graus de liberdade do erro com graus de liberdade para mais fatores, não aumentando, entretanto, o número total de ensaios. Parece que com a correta estratégia para ensaios existe a possibilidade de avaliar sete fatores diferentes com apenas oito ensaios, trocando-se todos os graus de liberdade do erro.

Tabela 3.4 Tabela de resumo da ANAVA parcial.

Fator	*SQ*	*v*
A	XX	1
e	XX	6
T	XX	7

3.1.2 Diversos Fatores Isolados

A limitação principal de diversos fatores isolados reside no fato de não se poder observar interação entre os fatores estudados. Além disso, esta estratégia utiliza os dados do ensaio de modo limitado ao avaliar os efeitos do fator. Dos dez valores observados, somente dois são utilizados para estabelecer comparação com outros dois dados; os seis dados restantes são provisoriamente ignorados. Se houver tentativa de utilização de todos os valores observados, o experimento não será ortogonal. A ortogonalidade significa que todos os fatores podem ser avaliados independentemente um do outro; o efeito de um fator não influencia na estimativa do efeito de outro fator. Uma exigência da ortogonalidade consiste no experimento equilibrado; número igual de amostras de acordo com as diversas condições de tratamento (número igual de ensaios para A_1 e A_2).

Oito (?)

Por exemplo, pode-se observar a não-ortogonalidade da série de dados na Tabela 3.2. Se as médias de todos os dados pertencentes ao nível A_1 e A_2 fossem calculadas e comparadas, esta não seria uma comparação regular entre A_1 e A_2. Dos quatro ensaios pertencentes ao nível A_1, três se ajustavam ao nível B_1 e um ao nível B_2. O único ensaio pertencente ao nível A_2 estava ajustado ao nível B_1. Portanto, pode-se observar que se o fator B exerce efeito sobre o desempenho, ele constituirá parte do efeito observado do fator A, e vice-versa. Somente quando o ensaio 1 é comparado a outros ensaios de forma isolada, pode-se afirmar que os efeitos dos fatores são ortogonais.

Estudar

3.1.3 Diversos Fatores Simultaneamente

Estudar!

Essa situação torna impraticável a separação dos efeitos dos fatores principais, sem considerar quaisquer efeitos de interação. Alguns fatores podem proporcionar contribuição positiva e outros contribuição negativa; porém, não se terá nenhuma informação sobre este fato. De que forma a utilização ineficiente dos dados do ensaio e uma situação não-ortogonal podem ser evitadas? Como estimar interações e ainda manter a ortogonalidade? O emprego de experimentos fatoriais saturados é uma possibilidade. A outra possibilidade se encontra na utilização de alguns arranjos ortogonais específicos.

3.2 Estratégias Aperfeiçoadas

Já explicar isso?

Um experimento fatorial saturado pode ser simbolizado na Tabela 3.5, com relação ao exemplo da ANAVA com dois fatores, conforme item 2.4.1. Neste caso, pode-se observar que experimento fatorial saturado é ortogonal. Há um número equivalente de valores observados dentro de cada nível e de cada fator. Observe que no nível A_1, o fator B possui dois valores observados: segundo a condição B_1 e ~~dois~~ segundo a condição B_2. Ocorre o mesmo para o nível A_2. A mesma situação equilibrada é verdadeira ao se observar o experimento considerando as duas condições de B_1 e B_2. Em decorrência do equilíbrio de fatores, o fator A não influencia a estimativa do efeito do fator B e vice-versa. Na matriz algébrica, existem certas relações matemáticas que são verdadeiras para um experimento ortogonal; porém, a visão mais prática disto consiste em observar os tratamentos equilibrados dentro do experimento.

Tabela 3.5 Experimento fatorial saturado.

	Fator e nível do fator		*dados y* (R_B)	
Ensaio nº	***A***	***B***		
1	1	1	76	78
2	1	2	77	78
3	2	1	73	74
4	2	2	79	80

Pode-se verificar que todas as combinações possíveis de dois fatores e dos níveis estão representadas na matriz de ensaios mencionada acima. Utilizando esta informação, fator e efeitos da interação podem ser estimados. Um experimento fatorial saturado é considerado aceitável quando somente alguns fatores devem ser investigados; porém, o experimento não é muito aceitável quando existem muitos fatores. Se experimento fatorial saturado for utilizado, há um mínimo de combinações possíveis (2^f) que devem ser ensaiadas (f = número de fatores cada um com dois níveis). Usualmente, pesquisa comum de engenharia pode envolver, inicialmente, cinco ou mais fatores.

Exemplo real de experimentação utilizada num projeto de motor para verificar o problema de vazamentos na bomba de água envolveu sete fatores. A Tabela 3.6 mostra fatores e níveis do vazamento na bomba de água.

Tabela 3.6 Fatores e níveis para o vazamento na bomba de água.

	Fator	*Nível 1*	*Nível 2*
A	Projeto de revestimento da face	Produção	Novo
B	Projeto da gaxeta	Produção	Novo
C	Torque do parafuso dianteiro	Baixo	Alto
D	Revestimento da gaxeta	Não	Sim
E	Acabamento do alojamento da bomba	Áspero	Liso
F	Torque do parafuso traseiro	Baixo	Alto
G	Seqüência do torque	Face dianteira	Face traseira

Se um experimento fatorial saturado for empregado nesta situação, deve-se realizar um total de 128 ensaios. Este tipo de experimento, mostrado na Figura 3.1, estima todos os efeitos dos fatores principais e todas as possíveis interações, todos ortogonais entre si. No entanto, tempo e limitações financeiras impedem a utilização de experimentos fatoriais saturados. Como um engenheiro pode investigar de forma eficiente (econômica) estes fatores do projeto?

De onde veio o número?
$8 \times 16 = 128$ (v. fig. 3.2)
Melhor: $\Rightarrow 2^f = 2^7 = 128$ ($f=7$ fatores)

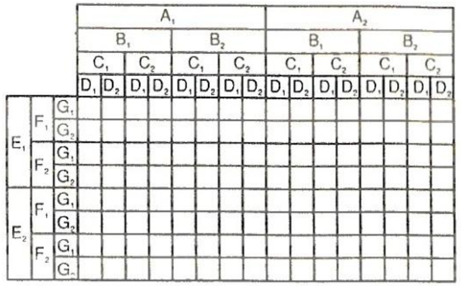


Figura 3.1 Experimento fatorial saturado.

3.3 *Estratégias Eficientes*

Os estatísticos desenvolveram planejamentos mais eficientes, designados como frações de fatorial. Estes utilizam somente uma parte de todas as combinações possíveis para estimar os efeitos principais do fator e alguns (não todos) efeitos das interações. A Figura 3.2 mostra frações de metade, um quarto e um oitavo de fatorial. Certas condições de tratamento são selecionadas a fim de manter a ortogonalidade entre os diversos fatores e interações. É óbvio que um oitavo de fatorial, com apenas 16 combinações de valores, é muito mais atraente ao experimentador sob o ponto de vista de tempo e custo.

Taguchi desenvolveu um tipo de matriz especial que pode ser empregada em várias situações. Neste caso, uma possível matriz é um arranjo ortogonal com oito ensaios, designada como matriz L8. A Tabela 3.7 mostra uma L8, matriz com dois níveis.

Na realidade, isto é um dezesseis avos de fatorial, que possui apenas 8 das 128 combinações possíveis. Neste arranjo podem-se observar sete colunas, semelhante a um outro arranjo (diversos fatores individualmente), que podem ter um fator atribuído a cada coluna. A esta altura, não é surpreendente o fato de oito ensaios proporcionarem um total de sete graus de liberdade para toda a experimentação, associados às sete colunas de dois níveis, sendo que cada coluna possui um grau de liberdade. O arranjo ortogonal permite que todos os graus de liberdade do erro possam ser trocados com graus de liberdade para

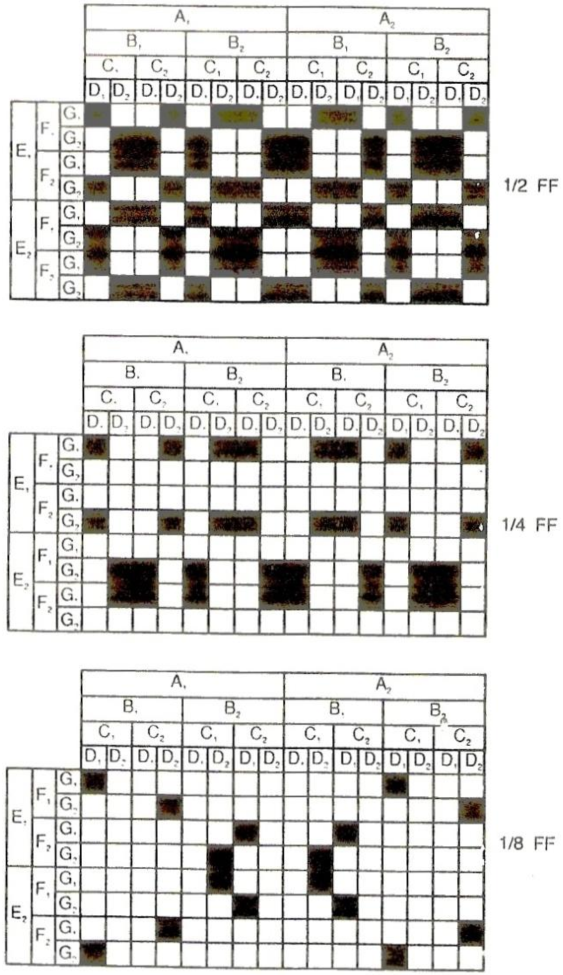


Figura 3.2 Frações de fatorial.

fatores e proporcionem combinações específicas, que sejam compatíveis com aquele conceito. Quando é atribuído um fator (diferente) a cada uma das colunas, isto é conhecido como projeto saturado. Os níveis referentes aos ensaios específicos são designados por 1's e 2's, como anteriormente. É fácil observar que todas as colunas fornecem quatro ensaios com primeiro nível do fator e quatro ensaios com segundo nível do fator. Este é um dos aspectos que permite a ortogonalidade entre todas as colunas (fatores). O valor real da utilização do arranjo consiste na capacidade de avaliar diversos fatores com número mínimo de testes. Este experimento é considerado eficiente, visto que se adquire grande quantidade de informações provenientes de poucos ensaios.*

Os arranjos ortogonais se constituem numa invenção matemática, cujo registro mais antigo data de 1897, por Jacques Hadamard, matemático francês. A utilidade destes arranjos ainda não havia sido explorada, até que na Segunda Guerra Mundial, Plackett e Burman, estatísticos ingleses, empregaram o conceito de projeto saturado, descrito acima. As matrizes de Hadamard são matematicamente idênticas às matrizes de Taguchi; colunas e linhas são rearrumadas. A atribuição de fatores a um fatorial saturado não é difícil; um fator é atribuído a cada coluna. No entanto, experimentos que não sejam totalmente saturados podem se tornar mais complexos para serem projetados.

Cuidado, pois!

Tabela 3.7 Matriz AO L8.

	nº = Coluna nº						
Ensaio nº	*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	2	2	2	2
3	1	2	2	1	1	2	2
4	1	2	2	2	2	1	1
5	2	1	2	1	2	1	2
6	2	1	2	2	1	2	1
7	2	2	1	1	2	2	1
8	2	2	1	2	1	1	2

* O Autor não menciona a importante contribuição de YATES, referente à experimentação fatorial.(N.R)

Cadê a referência bibliográfica...!

3.4 Etapas no Projeto, Execução e Análise de Experimentação

As etapas iniciais fundamentais são:

1. Seleção de fatores e/ou interações para avaliação
2. Seleção do número de níveis para os fatores
3. Seleção do arranjo ortogonal adequado
4. Atribuição de fatores e/ou interações às colunas
5. Execução de ensaios
6. Analisar os resultados
7. Novo experimento para confirmação

Os itens seguintes discutirão a importância destas etapas no desenvolvimento de experimentação. Etapas de 1 a 4 referem-se a projeto real do experimento.

3.4.1 *Seleção de Fatores e/ou Interações para Avaliação*

A determinação de quais os fatores a serem investigados está subordinada à(s) característica(s) de desempenho do produto ou processo, ou resposta(s) de interesse. O consumidor que eventualmente utiliza um produto espera ou necessita de alguma função deste produto. Se durante os estágios iniciais de desenvolvimento do produto esta função não é proporcionada, ou proporcionada de forma inconsistente, a característica de desempenho deverá ser aperfeiçoada. Diversos métodos são úteis na determinação de quais os fatores a serem incluídos nos experimentos iniciais. Eles são:

1. Livre associação de idéias (*brainstorming*)
2. Fluxogramas (especialmente para processos)
3. Diagramas de causa-efeito

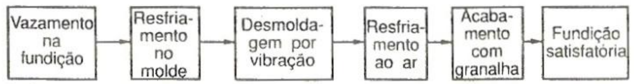
Livre Associação de Idéias. Esta atividade implica na reunião de um grupo de pessoas relacionadas a determinados problemas e solicita a estas pessoas opiniões com respeito ao que investigar. Nesta situação, é bastante conveniente a presença de especialistas em produto ou processo e pessoas com conhecimentos de estatística para discutir os fatores e a estrutura do experimento.

Fluxogramas. No caso de um processo, os fluxogramas são particularmente úteis na determinação dos fatores que afetam os resultados de processos. O fluxograma acrescenta certa estrutura a um processo considerado e, sendo assim, pode evitar omissão de fatores importantes.

Um exemplo de fluxograma para um caso de fundição, a ser discutido com profundidade no Capítulo 7, é bastante simples. O processo de fundição envolveu as etapas mostradas na Figura 3.3. Os fatores propostos originados do fluxograma são:

do metal líquido

Vazamento ~~da fundição~~:	Temperatura do metal
	Velocidade do vazamento
	Química do metal
Resfriamento no molde:	Tempo de resfriamento
	Temperatura ambiente do resfriamento
Desmoldagem com vibração:	Intensidade da vibração
	Tempo de vibração
Resfriamento com ar:	Temperatura ambiente
	Taxa de fluxo de ar
Acabamento com granalha:	Intensidade do acabamento
	Tempo do acabamento



do metal líquido

Figura 3.3 Fluxograma do processo de fundição.

das fundições

O problema observado no final do processo de fundição foi que uma porcentagem das fundições estava trincada em diversos locais. Os f ores a serem abrangidos no experimento devem ser considerados relevantes ques- tão da trinca da fundição. Todos os fatores que, supõe-se exerçam in uência sobre a característica devem ser incluídos na etapa inicial da experim ıtação. É preferível considerar muitos fatores em poucos níveis para expei nentos iniciais. O objetivo dos primeiros estágios da experimentação é elimina nuitos fatores da discussão e encontrar aqueles poucos fatores que realme e contribuem para um problema de produto ou para o aperfeiçoamento da qı lidade do mesmo.

Diagrama Causa-Efeito. A estrutura do diagrama causa-efeito inicia com o efeito básico que é produzido e se desenvolve em direção às causas que podem ter provocado este efeito. Causas primárias, secundárias e terciárias ? estão ramificadas no tronco principal da árvore "efeito". O diagrama referente ao caso da fundição é mostrado na Figura 3.4.

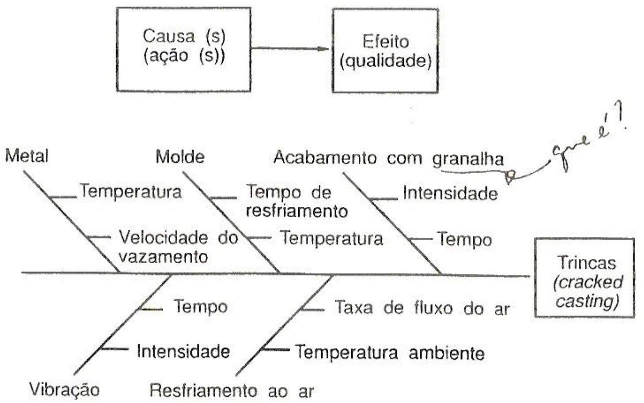


Figura 3.4 Diagrama causa-efeito para processo de fundição.

Novamente, a seleção de fatores a serem incluídos em experimentos depende do que poderia influir nas trincas da fundição. Ishikawa* fornece

* K. Ishikawa, *Guide to Quality Control*. Asían Productivity Organization. Tóquio, 1976, Cap. 3.

Asian

diversas sugestões para desenvolver esses diagramas. Após a seleção dos fatores, todas as interações consideradas importantes devem ser anotadas.

Não será dada muita ênfase à seleção de fatores, pois a maior parte dos engenheiros e cientistas possui conhecimento especializado com respeito ao próprio produto e, portanto, contribui com a melhor experiência para o processo de seleção. O que se faz necessário é a estrutura adequada de experimentos para os fatores selecionados. Projeto para experimentação constitui conhecimento universal que pode ser aplicado ao amplo campo de produtos e processos.

Isso é Delineamento de Experimentos.

3.4.2 *Seleção do Número de Níveis*

Importante!

As etapas iniciais da experimentação podem envolver muitos fatores em poucos níveis; são recomendados dois níveis para minimizar a dimensão inicial do experimento. Lembre que o número de graus de liberdade para um fator é o número de níveis menos um; aumentar o número de níveis para um fator, aumenta os graus totais de liberdade, que é função direta do número total de ensaios. A etapa inicial da experimentação eliminará muitos fatores da discussão e os poucos restantes poderão ser investigados com níveis múltiplos sem causar crescimento excessivo no tamanho do experimento, que provocaria aumento de custo e/ou tempo.

Existem dois tipos de parâmetros que podem influenciar na resposta de um produto: parâmetros contínuos e discretos. Parâmetros contínuos podem ser medidos em escala de um valor muito baixo para um valor muito alto e podem admitir qualquer valor intermediário, de acordo com a precisão do instrumento de medição. Alguns exemplos são: temperatura, velocidade, pressão e tempo. Parâmetros discretos apenas admitem valores específicos, tais como "desligado" ou "ligado", material A, B ou C, ou cilindro de motor número 1, 2, 3 ou 4. Se parâmetros contínuos estão sendo utilizados, então o experimento inicial deve ocorrer em apenas dois níveis; interpolação ou extrapolação poderão ser utilizados para determinar outros níveis. Se fatores discretos são utilizados, então a interpolação e extrapolação ficarão sem sentido. Por exemplo: é possível a utilização de três materiais diferentes; não há meio de interpolar ou extrapolar com o propósito de obter resultados de um quarto material admissível. Se parâmetros discretos forem estudados, mais de dois níveis poderão, portanto, ser exigidos nos experimentos iniciais.

Atenção

3.4.3 *Seleção do Arranjo Ortogonal*

Graus de Liberdade. A seleção do arranjo ortogonal a ser utilizada depende destes itens:

1. Número de fatores e interações de interesse
2. Número de níveis para fatores de interesse

Estes dois itens determinam os graus totais de liberdade exigidos para todos os experimentos. Recordando o capítulo da ANAVA, os graus de liberdade para cada fator consistem no número de níveis menos um.

$$v_A = k_A - 1$$

O número de graus de liberdade para uma interação é o produto dos graus de liberdade dos fatores nessa interação.

$$v_{A \times B} = (v_A)(v_B)$$

O número de Graus de liberdade ~~mínimos~~ exigidos em série de experimentos consiste na somatória de todos os graus de liberdade de fator e interação.

Arranjos Ortogonais. Dois tipos estão especificados nos apêndices. O Apêndice B contém arranjos com dois níveis:

L4 L8 L12 L16 L32

O Apêndice C contém arranjos com três níveis:

L9 L18 L27

O número na designação do arranjo indica o número de ensaios contidos no mesmo; por exemplo, um L27 possui 27 ensaios. O número de graus de liberdade disponíveis num certo arranjo é equivalente ao número de ensaios menos um.

$$v_{LN} = N - 1$$

Seleção do Arranjo. Quando um arranjo específico é selecionado para um experimento, deve-se satisfazer à seguinte desigualdade:

$$v_{LN} \geq V \text{ exigido para fatores e interações}$$

O número de níveis empregados nos fatores deve ser utilizado para selecionar tipos de arranjos com dois ou três níveis. Se os fatores têm dois níveis, então deve-se optar por um arranjo do Apêndice B; se os fatores têm três níveis, deve-se selecionar um arranjo do Apêndice C. No entanto, se alguns fatores têm dois níveis e outros têm três níveis, então o fator predominante deverá indicar o tipo de arranjo a ser selecionado. O Capítulo 4 discutirá como arranjos básicos poderão sofrer alteração a fim de adaptar uma mistura de fatores com dois, três ou quatro níveis.

Uma vez que é tomada uma decisão entre dois ou três níveis, conseqüentemente, o número de ensaios para aquele tipo de arranjo deverá fornecer graus totais de liberdade adequados. Muitas vezes, os graus de liberdade exigidos vão ficar entre os graus de liberdade fornecidos por dois dos arranjos. O arranjo com maior grau de liberdade deverá, então, ser selecionado.

Ocasionalmente, as interações a serem avaliadas exigirão a utilização de arranjo ainda mais extenso. Por exemplo: se quatro efeitos principais e duas interações, $A \times B$ e $C \times D$, são requisitadas, neste caso isto não se adequará a um L8 sem causar confusão entre $A \times B$ e $C \times D$. O gráfico linear exigido se apresentaria na forma de duas linhas paralelas; porém, os gráficos lineares L8 não estão estruturados desta forma. Um gráfico linear L16, tipo e, será apropriado se as interações $A \times B$ e $C \times D$ devem ser mantidas separadas.

Uma vez que o arranjo foi selecionado, os fatores e interações poderão ser atribuídos às diversas colunas.

3.4.4 *Atribuição de Fatores e Interações*

Antes de se aprofundar nos detalhes da utilização de alguns métodos de atribuição de fatores e interações, primeiramente é necessário que se realize uma demonstração de uma propriedade matemática dos arranjos ortogonais. Esses arranjos possuem diversas colunas disponíveis para atribuição de fatores e algumas colunas podem, subseqüentemente, estimar o efeito das interações daqueles fatores.

Demonstração das Colunas de Interação. O arranjo mais simples é um L4, que é mostrado na Tabela 3.8. O experimento com dois fatores, abordado no item 2.4.1 (ANAVA com dois fatores) pode ser adaptado ao L4. O fator A pode ser atribuído à coluna 1 e o fator B à coluna 2. O primeiro ensaio representa, portanto, a condição $(A_1 B_1)$, que possui resultados de 6 e 8. O ensaio 2 representa a condição (A_1, B_2) com resultados de 7 e 8. Todo o experimento é mostrado na Tabela 3.9.

Tabela 3.8 AO L4.

	Coluna nº			
Ensaio nº	*1*	*2*	*3*	(*)
1	1	1	1	
2	1	2	2	
3	2	1	2	
4	2	2	1	

Tabela 3.9 Dados da fundição com AO L4.

	Fatores				
	A	B			
	Coluna nº			Dados y ($R_B - 70$)	
Ensaio nº	*1*	*2*	*3*		
1	1	1	1	6	8
2	1	2	2	7	8
3	2	1	2	3	4
4	2	2	1	9	10

(*) Se (1) = (+) e (2) = (-), tem-se que:

	A	B	C = AB
1	+	+	+
2	+	-	-
3	-	+	-
4	-	-	+

Se (1) = (-) e (2) = (+) tem:

	A	B	C = -AB
1	-	-	-
2	-	+	+
3	+	-	+
4	+	+	-

ANAVA do L4 de Taguchi. Os arranjos ortogonais geralmente são analisados da mesma forma que outros experimentos estruturados. Recordando a ANAVA no item 2.4.2 referente ao exemplo contido no item 2.4.1.

$SQ_T = 40{,}875$

$SQ_A = 1{,}125$

$SQ_B = 21{,}125$

$SQ_{A \times B} = 15{,}125$ e

$SQ_e = 3{,}500$

A ANAVA correspondente ao AO é conduzida através do cálculo da soma quadrática para cada coluna. A fórmula para SQ é a mesma do item 2.4.2. A soma quadrática para o fator A, coluna 1, é

$$SQ_A = \frac{(A_1 - A_2)^2}{N}$$

A_1 e A_2 correspondem às somas dos dados associados ao primeiro e segundo níveis do fator A, respectivamente.

$$A_1 = 6 + 8 + 7 + 8 = 29$$

$$A_2 = 3 + 4 + 9 + 10 = 26$$

$$SQ_A = \frac{(29 - 26)^2}{8} = 1{,}125$$

As SQs para o fator B, coluna 2, são calculadas de modo semelhante.

$$SQ_B = \frac{(B_1 - B_2)^2}{N}$$

$$B_1 = 6 + 8 + 3 + 4 = 21$$

$$B_2 = 7 + 8 + 9 + 10 = 34$$

$$SQ_B = \frac{(21 - 34)^2}{8} = 21{,}125$$

Observe que as SQs para os fatores A e B são idênticas às do item 2.4.2.

A SQ para a coluna 3 é

$$SQ_3 = \frac{(3_1 - 3_2)^2}{N} = \frac{(33 - 22)^2}{8} = 15,125$$

Observe que este valor é igual a $SQ_{A \times B}$, e isso não é simples coincidência, mas constitui uma propriedade matemática do AO. O cálculo é uma demonstração, não uma prova, de que a terceira coluna representa a interação dos fatores atribuídos à primeira e segunda colunas. O item seguinte deste capítulo discutirá o modo pelo qual determinar as colunas de interação.

Este exemplo característico da L4 é semelhante ao exemplo da ANAVA com dois fatores, considerando que cada ensaio representa dois resultados de ensaio, que fornecem uma estimativa da variância do erro com 4 graus de liberdade. A SQ do erro pode ser calculada:

$$\begin{aligned} SQ_e &= SQ_T - SQ_A - SQ_B - SQ_{A \times B} \\ &= 40,875 - 1,125 - 21,125 - 15,125 = 3,500 \end{aligned}$$

O AO L4, possuindo dois fatores atribuídos a ele, é equivalente ao experimento fatorial saturado e a ANAVA corresponde à ANAVA com dois fatores, pois certas colunas dos AOs representam a interação de duas outras colunas.

Distribuição das Colunas de Interação. Taguchi forneceu duas ferramentas para auxiliar na determinação de fatores e interações aos arranjos.

1. Gráficos lineares
2. Tabelas triangulares

Cada AO possui uma série distinta de gráficos lineares e uma tabela triangular associada a ela. Os gráficos lineares indicam as diversas colunas às quais os fatores podem estar atribuídos, e as colunas avaliam, subseqüentemente, a interação destes fatores. O exemplo da ANAVA L4 no item 3.4.4 demonstrou que a interação de um fator atribuído à coluna 1 e outro à coluna 2 é avaliada na coluna 3. As tabelas triangulares contêm todas as interações possíveis entre os fatores (colunas). Além disso, os gráficos lineares e tabelas triangulares para arranjos com dois ou três níveis se encontram especificados nos Apêndices B e C, respectivamente.

Gráficos Lineares (AOs com dois níveis). O AO mais simples, um L4, apresenta um gráfico linear, mostrado na Figura 3.5. Lembre que um AO L4 possui quatro ensaios e três colunas. O gráfico linear indica que o fator *A* pode estar atribuído à coluna 1, o fator B à coluna 2, e a interação *A*×*B* subseqüentemente localizada na coluna 3. O ponto representa uma coluna disponível para um fator com dois níveis, ao qual é atribuído 1 grau de liberdade. A linha representa a coluna que analisará a interação dos fatores atribuídos aos respectivos pontos. Neste caso, atribui-se igualmente à interação 1 grau de liberdade.

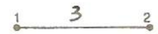


Figura 3.5 Gráfico linear L4.

Há outros gráficos lineares, e o menos complicado corresponde ao AO L8. Existem dois gráficos lineares disponíveis para um L8, mostrados na Figura 3.6. Estes dois gráficos indicam que diversos fatores podem estar atribuídos a diferentes colunas e várias interações diferentes podem ser avaliadas em diferentes colunas. Por exemplo, no gráfico linear tipo b, os fatores *A*, *B*, *C* e *D* podem estar associados às colunas 1, 2, 4, e 7, respectivamente. Isto situa a interação *A*×*B* na coluna 3, a interação *A*×*C* na coluna 5 e a interação *A*×*D* na coluna 6. O outro gráfico linear fornece um arranjo alternativo com outra distribuição de interações.

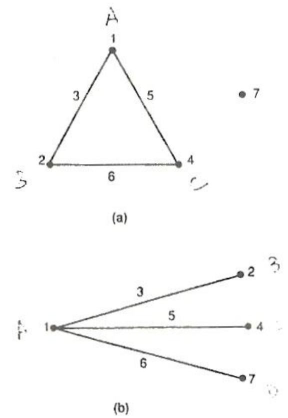


Figura 3.6 Gráficos lineares L8.

Tabelas Triangulares (AOs com dois níveis). As tabelas triangulares especificam todas as possíveis interações das colunas existentes num determinado AO. Uma tabela triangular L4 é mostrada na Tabela 3.10. O primeiro fator atribuído a um AO pode realmente estar situado em qualquer coluna, por exemplo, a coluna 2. O segundo fator pode ser atribuído a qualquer outra coluna, por exemplo, a coluna 3. Se o fator A é atribuído à coluna 2 e o fator B à coluna 3, a tabela triangular indica que a interação $A{\times}B$ ocorrerá na coluna 1, como mostra a Tabela 3.11. A tabela triangular mostra que essas três colunas interagem; 1 e 2 interagem na 3, 2 e 3 na 1 e 1 e 3 na 2. Qualquer atribuição de fatores A e B é matemática e estatisticamente equivalente. Todos os gráficos lineares e tabelas triangulares de AOs funcionam da mesma maneira. Observe que os gráficos lineares e tabelas triangulares de AOs menores são subconjuntos dos gráficos lineares e triangulares de AOs maiores.

Tabela 3.10 Tabela triangular L4.

Coluna	*2*	*3*
1	3	2
2		1

Tabela 3.11 Tabela triangular L4 com fatores.

		B
Coluna	*2*	*3*
1	3	2
A —— 2		①
		$A{\times}B$

Gráficos Lineares (AOs com três níveis). A Figura 3.7 mostra um gráfico linear do AO L9. Os pontos representam as colunas disponíveis no fator com três níveis, ao qual são atribuídos dois graus de liberdade. A linha representa as duas colunas, que juntamente avaliam a interação das colunas dos pontos. Lembre que a interação exigirá 4 graus de liberdade e, conseqüentemente, serão necessárias duas colunas.

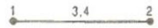


Figura 3.7 Gráfico linear L9.

Tabelas Triangulares (AOs com três níveis). A tabela triangular do L9 é apresentada na Tabela 3.12. A tabela indica novamente todas as possíveis relações entre as colunas (pares de colunas) que estimam a interação.

Tabela 3.12 Tabela Triangular L9.

Coluna	*2*	*3*	*4*
1	3,4	2,4	2,3
2		1,4	1,3
3			1,2

Todos os gráficos lineares e tabelas triangulares do AO com três níveis são utilizados de modo semelhante.

Mascaramento entre Efeitos Principais e Interações. Como foi discutido anteriormente, a utilização dos AOs por Plackett e Burman resultou na atribuição de fatores a todas as colunas. Obviamente, muitas interações estão confundidas com (mascaradas por) efeitos principais. Isto se constitui no compromisso mais importante da utilização de fatoriais saturados – reduzir o número de ensaios implica perder alguma informação.

O AO L8 fornece um arranjo suficientemente complexo para mostrar a dimensão do mascaramento que pode ocorrer numa experimentação. É óbvio que, se dois fatores são atribuídos a L8, as colunas 1 e 2 estarão automaticamente disponíveis para uso; porém, o que ocorre quando mais fatores são adicionados em experimentos? Se três fatores são atribuídos (A, B e C), o gráfico linear para L8 indica a atribuição às colunas 1, 2 e 4 situadas nas vértices do triângulo mostrado na Figura 3.6a. A tabela triangular (ver tabela no Apêndice B) situa a interação tripla $A{\times}B{\times}C$ verificando a interação do fator A e a interação $B{\times}C$ nas colunas 1 e 6, respectivamente. Outras combinações indicam o mesmo:

Colunas de fatores e de interação

$A \times (B{\times}C) = A{\times}B{\times}C$

1 6 7

Colunas de fatores e de interação

$B \times (A{\times}C) = A{\times}B{\times}C$

2 5 7

Colunas de fatores e de interação

$C \times (A{\times}B) = A{\times}B{\times}C$

4 3 7

O resultado da atribuição de fatores e interações às colunas deste experimento é mostrado na Tabela 3.13.

Tabela 3.13 Experimento com resolução 4.

Coluna nº						
1	2	3	4	5	6	7
A	B	$A{\times}B$	C	$A{\times}C$	$B{\times}C$	$A{\times}B{\times}C$

Nesta situação, podemos estimar todos os efeitos principais e interações, e disso resulta um experimento de alta resolução. O poder de discriminação indica a clareza com a qual os fatores individuais e interações podem ser observados (analisados) num experimento. A Tabela 1, no Apêndice D, indica que este experimento tem resolução 4, que, neste caso, também se constitui em experimento fatorial saturado.

Se outro fator, D, é adicionado a este experimento, a atribuição mais lógica é a da coluna 7, automaticamente confundindo D com uma interação tripla. Qualquer outra escolha confunde D com uma interação dupla. A interação tripla é menos provável de ocorrer, e se ocorrer, ela será, portanto, de

magnitude menor que o efeito principal ou uma interação dupla. Neste caso, fatores e interações se apresentam como na Tabela 3.14. Conseqüentemente, o poder de resolução do experimento é muito menor (resolução 2), devido a maior grau de mascaramento nas colunas. Além disso, uma interação $A{\times}B{\times}C{\times}D$ não pode ser estimada neste experimento, pois o fator D foi confundido intencionalmente com a interação $A{\times}B{\times}C$.

Tabela 3.14 Experimento com resolução 2.

Coluna nº						
1	2	3	4	5	6	7
A	B	$A{\times}B$	C	$A{\times}C$	$B{\times}C$	$A{\times}B{\times}C$
$B{\times}C{\times}D$	$A{\times}C{\times}D$	$C{\times}D$	$A{\times}B{\times}D$	$B{\times}D$	$A{\times}D$	D

Tabela 3.15 Experimento com dois fatores (duas entradas).

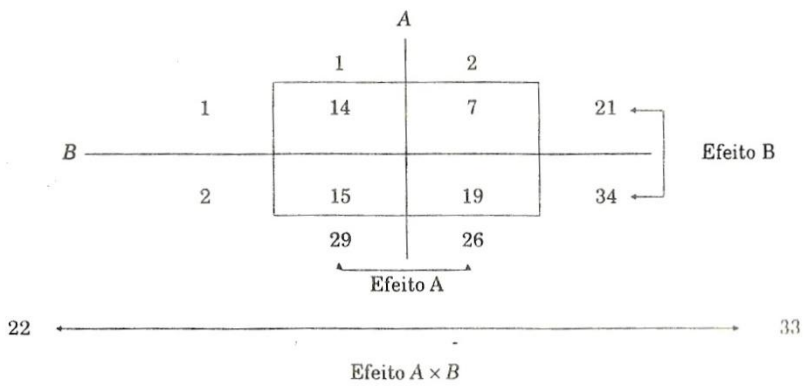


Tabela 3.16 Demonstração de mascaramento em experimento com resolução 2.

	Fatores e interações						
			$A{\times}B$		$A{\times}C$	A×D	~~A×D~~
	A	B	$C{\times}D$	C	$B{\times}D$	$B{\times}C$	D
	Coluna nº						
Ensaio nº	1	2	3	4	5	6	7
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	2	2	2	2
3	1	2	2	1	1	2	2
4	1	2	2	2	2	1	1
5	2	1	2	1	2	1	2
6	2	1	2	2	1	2	1
7	2	2	1	1	2	2	1
8	2	2	1	2	1	1	2

Esta mistura de grupos de interações duplas pode ser mostrada através do AO L8. Recordando o exemplo 2.4, ANAVA com dois fatores, fator e efeitos da interação são estimados do modo apresentado na Tabela 3.15. Os dados são somados horizontalmente, verticalmente e de forma diagonal. As condições de tratamento A_1B_1 e A_2B_2 representam a condição de interação $A{\times}B_1$; A_1B_2 e A_2B_1 representa $A{\times}B_2$. Isto pode ser observado também no AO L8 (ver Tabela 3.16). Se a mesma representação é empregada para os fatores C e D, então

C_1D_1 e C_2D_2 são representados por $C{\times}D_1$

C_1D_2 e C_2D_1 são representados por $C{\times}D_2$

Pode-se observar que a terceira coluna segue o mesmo padrão, utilizando a interação $A{\times}B$ ou a interação $C{\times}D$ e, por conseguinte, com a mistura

das duas interações e impossibilidade analítica de separar entre si os efeitos de interações.

Se um quinto for adicionado, as colunas 3, 5 e 6 estão disponíveis e, portanto, o poder de resolução diminuirá ainda mais até a resolução 1, devido ao fato de um fator estar sendo confundido com uma interação dupla. Visto que o fator E foi confundido com as interações $A{\times}B$ e $C{\times}D$, as interações triplas A×B×E e C×D×E não podem ser analisadas. A Tabela 3.17 mostra esta situação.

Tabela 3.17 Experimento com resolução 1.

Coluna nº						
1	2	3	4	5	6	7
A	B	$A{\times}B$	C	$A{\times}C$	$B{\times}C$	$A{\times}B{\times}C$
$B{\times}C{\times}D$	$A{\times}C{\times}D$	$C{\times}D$	$A{\times}B{\times}D$	$B{\times}D$	$A{\times}D$	D
$B{\times}E$	$A{\times}E$	E	$D{\times}E$	$A{\times}D{\times}E$	$B{\times}D{\times}E$	$C{\times}E$
				$B{\times}C{\times}E$	$A{\times}C{\times}E$	

A Tabela D.2, no Apêndice D, especifica as atribuições das colunas que devem ser utilizadas para fornecer pelo menos um experimento de resolução 2 para fatores com dois níveis. Se quatro ou menos fatores são analisados, então as colunas 1, 2, 4 e 7 de L8 deverão possuir fatores atribuídos a elas. Se oito fatores são analisados, as colunas indicadas para L16 deverão possuir fatores atribuídos a elas. O fato indispensável a ser lembrado é que no momento em que os fatores são adicionados a um determinado AO, estes deverão ser posicionados em colunas nas quais a interação de ordem menor ainda seja de ordem maior do que as de outras colunas. No exemplo anterior (referente à Tabela 3.14), o fator D foi adicionado à coluna de interação do fator três do experimento. A utilização deste conceito auxilia a manter o poder de resolução de experimento, à medida que fatores são adicionados.

Taguchi não enfatiza muito o mascaramento existente num experimento de resolução inferior; contudo, é aconselhável que o experimentador esteja ciente de tais situações. Uma resolução de fatores e interações importantes poderia incluir os fatores A, B e C mais as interações $A{\times}B$ e $A{\times}C$. Estes podem estar distribuídos em colunas distintas e aparentarem estar completamente livres de qualquer mascaramento; porém, este não é o caso. Taguchi considera as interações sem importância, pois, para que o efeito possa ser obtido, será necessário que o experimentador controle os dois efeitos principais. Considerando que um ou mais efeitos principais precisam ser controlados tanto no produto como no processo, a interação não causa complicações adicionais. No caso de uma característica maior-é-melhor ou menor-é-melhor, os efeitos principais indicarão a combinação apropriada de níveis quando o efeito de interação for menor do que qualquer efeito principal e, conseqüentemente, o conhecimento da interação tornar-se irrelevante. O experimentador precisa ter conhecimento da interação somente para que se tenha condição de obter a resposta média desejada.

De um ponto de vista muito prático, todos os fatores atribuídos a um experimento não exercerão influência de forma semelhante na alteração da resposta média. Portanto, os poucos fatores considerados significativos serão analisados como se o experimento fosse fatorial saturado. O experimentador inicia com o que seria designado como experimento de resolução inferior; porém, quando os ensaios estiverem concluídos, o resultado prático se constituirá no experimento de resolução mais alta. Se os fatores A e B exercem influência, deve-se ensaiar quatro condições de tratamento, o que faz com que o experimento se torne fatorial saturado para aqueles fatores. O dilema no início do experimento consiste no fato de se ignorar quais os fatores que são realmente influentes.

Modificação dos Gráficos Lineares. Os gráficos lineares se constituem num auxílio valioso na atribuição rápida de fatores e interações às colunas. Eles podem ser modificados com o propósito de se ajustarem a circunstâncias especiais. Por exemplo, uma relação de fatores e interações poderia incluir

$A, B, C, D, E \qquad C{\times}D \qquad C{\times}E$

A modificação dos gráficos lineares permite que estes fatores e interações sejam rapidamente atribuídos às colunas distintas.

O primeiro passo consiste em traçar o gráfico linear exigido para o experimento, iniciando com as interações. Neste caso, o gráfico linear exigido principia do modo apresentado na Figura 3.8. Os fatores que não interagem são, portanto, marcados como posições adicionais de colunas separadas, fazendo com que o gráfico linear completo exigido se apresente conforme a Figura 3.9. Este gráfico linear mostra a possibilidade de interação de dois fatores com um terceiro fator. Dois outros fatores não possuem interação importante. Se os fatores têm todos dois níveis, então há um total de 7 graus de liberdade para o

experimento e, portanto, deve-se empregar um L8. O gráfico linear L8, tipo a, toma a forma mostrada na Figura 3.6.

Figura 3.8 Gráfico linear com as interações exigidas.

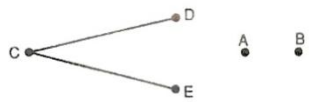


Figura 3.9 Gráfico linear completo exigido.

O gráfico linear L8 precisa ser modificado a fim de se ajustar a este experimento específico, e pode ser alterado, como mostra a Figura 3.10. Na coluna 6, pode ser "empregado" 1 grau de liberdade a fim de "produzir" um ponto extra para um fator que não interage. Qualquer uma das colunas de interação pode ser utilizada e a forma resultante do gráfico linear se torna congruente com o gráfico exigido para o experimento. No entanto, o experimentador deve compreender que a coluna 6, não obstante, contém a interação $D{\times}E$, que obviamente é confundida com o fator B.

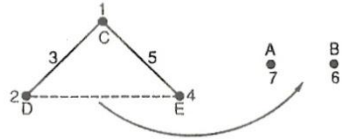


Figura 3.10 Gráfico Linear L8 modificado.

Os gráficos lineares podem ser modificados desmembrando determinados itens e reconstruindo com outros itens, obedecendo às interações válidas especificadas nas tabelas ~~de triângulos~~. O surgimento de dois gráficos lineares L8 diferentes mostra o princípio de reconstrução. A coluna 6 de interação pode ser utilizada para desenvolver uma interação entre a coluna 1 e a coluna 7, como mostra a Figura 3.11.

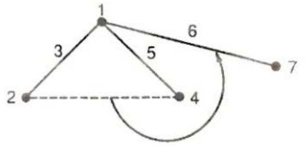


Figura 3.11 Conversão do gráfico linear L8 do tipo a para o tipo b.

Neste ponto, o gráfico linear modificado é idêntico à segunda forma de um gráfico linear L8. Isto mostra que os dois gráficos lineares L8 se constituem em experimentos realmente idênticos.

Outros gráficos lineares podem ser modificados para se ajustarem à situação. O único procedimento que não deve ser violado é a reconstrução de acordo com a tabela triangular para aquele arranjo. As tabelas triangulares especificam todas as possíveis relações matemáticas entre as colunas e não podem ser alteradas.

Entrar com exerc. (Fund. Vanzolini)
[illegible] → pg. 108

3.4.5 *Executando a Experimentação*

+ outro exemplo (3 níveis, pontuação e adaptação)

Uma vez que os fatores foram atribuídos a uma coluna específica de um AO selecionado, a estratégia de ensaios pode ser determinada, e a preparação física para executar os ensaios pode ser iniciada. Algumas decisões precisam ser tomadas com relação à ordem a ser seguida para executar os diversos ensaios.

Condições para Ensaio. Fatores são atribuídos às colunas; no entanto, as condições para ensaio são ditadas pelas linhas. Examinando novamente a Tabela 3.16, pode-se observar que o ensaio 6 exige condições $A_2B_1C_2D_1$. O ensaio 3 requer condições $A_1B_2C_1D_2$. As condições referentes à interação não podem ser controladas ao se executar um ensaio, pois elas são dependentes de níveis de fatores principais. Somente a análise está relacionada a essas colunas de interação. Por esta razão, recomenda-se que os formulários sejam elaborados de tal forma que mostrem apenas os níveis dos fatores principais exigidos em

cada ensaio. Isto irá minimizar falhas na execução do experimento, que, inadvertidamente, poderão destruir a ortogonalidade.

Aleatorização. A ordem de execução dos diversos ensaios deve incluir algum tipo de escolha aleatória. A ordem de um ensaio, selecionada aleatoriamente, protege o experimentador de certos fatores ignorados e não-controlados que poderão sofrer variação durante todo o experimento e exercer influência sobre os resultados. Presumindo que a ordem de escolha não corresponda a padrões em colunas, como, por exemplo, todos os ensaios ímpares são executados antes dos ensaios pares (isso corresponde à coluna 3 de um L8; todos os 1s e, depois, todos os 2s), quaisquer efeitos de fator ignorado ou não-controlado se distribuirão uniformemente por todo o experimento. Isto evitará polarizações dos fatores e interações atribuídas às colunas.

A aleatorização pode adquirir várias formas; porém, os três conceitos mais utilizados serão discutidos a seguir.

1. Aleatorização completa
2. Repetição simples
3. Aleatorização completa dentro dos blocos

Aleatorização Completa. Aleatorização completa significa que todos os ensaios possuem a mesma chance de serem selecionados como o primeiro. Para determinar qual o experimento a ser executado a seguir, tabelas de números aleatórios, ou simplesmente extrair números de uma urna será suficiente. No entanto, até mesmo a aleatorização completa deverá possuir uma estratégia aplicada a ela. Por exemplo, podem ser necessárias várias repetições de cada ensaio, de modo que cada ensaio deve ser selecionado aleatoriamente até completar o total. Em seguida, cada ensaio é selecionado aleatoriamente numa ordem diferente, até que todos sejam executados duas vezes. O experimento se desenvolverá numa base seqüencial, com oportunidades de análise ao final de cada ciclo de repetições. Este método é empregado quando uma alteração em dispositivos for muito fácil ou barata; o padrão de ensaios resultante é mostrado na Tabela 3.18.

Tabela 3.18 Aleatorização completa (de forma seqüencial).

	Fatores									
	A	*B*	*C*	*D*	*E*	*F*	*G*			
	Coluna nº									
Ensaio nº	***1***	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***	***7***	*dados y*		
1	1	1	1	1	1	1	1	*	*	*
2	1	1	1	2	2	2	2	*	*	*
3	1	2	2	1	1	2	2	*	*	*
4	1	2	2	2	2	1	1	*	*	*
5	2	1	2	1	2	1	2	*	*	*
6	2	1	2	2	1	2	1	*	*	*
7	2	2	1	1	2	2	1	*	*	*
8	2	2	1	2	1	1	2	*	*	*

Aleatorizado dentro da primeira etapa
Aleatorizado dentro da segunda etapa
Aleatorizado dentro da terceira etapa

Repetição Simples. A repetição simples significa que todos os ensaios apresentam a mesma possibilidade de serem selecionados para o primeiro lugar; porém, uma vez que um determinado ensaio é selecionado, todas as repetições são também feitas no mesmo. Este método é empregado se os dispositivos forem muito difíceis ou caros para serem modificados. A Tabela 3.19 mostra o método de repetição simples.

Tabela 3.19 Repetição simples.

	Fatores									
	A	*B*	*C*	*D*	*E*	*F*	*G*			
Ensaio nº	***1***	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***	***7***	*dados y_i*		
1	1	1	1	1	1	1	1	*	*	*
2	1	1	1	2	2	2	2	*	*	*
3	1	2	2	1	1	2	2	*	*	*
4	1	2	2	2	2	1	1	*	*	*
5	2	1	2	1	2	1	2	*	*	*
6	2	1	2	2	1	2	1	*	*	*
7	2	2	1	1	2	2	1	*	*	*
8	2	2	1	2	1	1	2	*	*	*

Ordem aleatória dos ensaios; execute todas as repetições do ensaio

Aleatorização Completa Dentro de Blocos. A aleatorização completa dentro de blocos é utilizada quando um fator torna muito difícil ou dispendiosa a modificação em ensaios, enquanto que outros são bastante fáceis. Se o fator *A* for difícil de ser modificado, então o experimento poderia ser complementado em duas metades ou blocos. Todos os ensaios com A_1 poderiam ser selecionados aleatoriamente a fim de serem executados e, em seguida, poderiam ser feitos todos os ensaios com A_2. Este arranjo é mostrado na Tabela 3.20.

Tabela 3.20 Aleatorização completa (de forma seqüencial)

	Fatores									
	A	*B*	*C*	*D*	*E*	*F*	*G*			
	Coluna nº									
Ensaio nº	*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*dados y*		
1	1	1	1	1	1	1	1	*	*	*
2	1	1	1	2	2	2	2	*	*	*
3	1	2	2	1	1	2	2	*	*	*
4	1	2	2	2	2	1	1	*	*	*
5	2	1	2	1	2	1	2	*	*	*
6	2	1	2	2	1	2	1	*	*	*
7	2	2	1	1	2	2	1	*	*	*
8	2	2	1	2	1	1	2	*	*	*

Ordem aleatória dos ensaios no bloco 1

Ordem aleatória dos ensaios no bloco 2.

Blocagem de Fontes de Variação Conhecidas. A aleatorização pode ser prejudicial em algumas situações experimentais. Se algumas fontes de variação forem conhecidas, tais como a necessidade de utilizar dos recipientes de bolinhas de plástico num experimento de moldagem por injeção ou dois automóveis e dois motoristas em experimentação de facilidade para mudança manual de marchas, conseqüentemente estas fontes de variação deverão ser consideradas como fatores e atribuídas às colunas. Esse método de controle das fontes de variação conhecidas é designado como "blocagem". Se o experimentador opta por selecionar aleatoriamente os ensaios experimentais relacionados a estas fontes de variação conhecidas, conseqüentemente a variância do erro será inflacionada se estas fontes realmente causarem diferença significativa na reação do produto. Se as fontes são blocadas e exercem, de fato, efeito sobre esta resposta, então este efeito pode ser estimado e a variância do erro não será aumentada indevidamente, o que favorecerá o valor estatístico da experimentação. Regra prática inicial consiste em blocar (considerar como outro fator)

fontes de variação conhecidas num experimento. Taguchi desenvolveu um conceito diferente para controlar esta situação, que será discutido no Item 8.2, referente a projeto por parâmetros.

Efeitos do Método de Aleatorização sobre a Variância do Erro. Diferentes métodos de aleatorização afetam a variância do erro de diversos modos. Aleatorização completa permite tempo mais longo entre repetições num determinado experimento quando comparado à repetição simples. Em decorrência disto, fatores ignorados e não-controlados, que podem estar sofrendo variação durante um experimento, poderão provocar uma variação maior de repetição para repetição com aleatorização completa quando comparada à repetição simples. Repetição simples, em virtude de tempos geralmente mais longos entre ensaios, refletirá uma variação mais ampla de ensaio para ensaio, quando comparada à aleatorização completa. Variação muito grande de ensaio para ensaio com variação reduzida em repetições tenderá a fazer com que os fatores apresentem ser significativos na ANAVA, quando, na realidade, não o são; portanto, a aleatorização completa é recomendada sempre que possível.

Seleção do Tamanho da Amostra. De um ponto de vista extremamente prático, exige-se o mínimo de um resultado para cada ensaio, para que possa ser mantido o equilíbrio (ortogonalidade) do tamanho da amostra na experimentação (se os resultados não se encontram equilibrados, a experimentação requer, portanto, uma análise especial, não-abordada neste texto). Mais de um resultado por ensaio poderá ser utilizado, aumentando, desta forma, a sensibilidade do experimento para detectar pequenas variações nas médias das populações. Neste momento, pode-se fazer uma consideração econômica. Se os ensaios forem muito caros, neste caso pode-se utilizar um único ensaio. Se os ensaios forem baratos, pode-se, portanto, empregar mais de um ensaio. Um AO L8 com um resultado por ensaio (quatro resultados contra quatro ensaios) possibilita ao experimentador uma segurança (confiança) de 90% de detectar variação na média de aproximadamente dois desvios padrão (s). Um AO L8 com duas repetições ou um AO L16 com uma repetição por ensaio (8 contra 8) permite ao experimentador 90% de segurança de detectar uma variação de aproximadamente 1,33 desvios padrões. Um AO L16 com duas repetições por ensaio proporciona 90% de confiança de detectar uma variação na média de aproximadamente um desvio padrão. Este experimento é bem exeqüível, e tamanhos de amostras maiores do que este não acrescentam muito à sensibilidade. Experimentos tão pequenos quanto um L4 devem ser evitados como arranjo principal; sensibilidade com apenas um resultado por ensaio consiste em aproximadamente 3 3/4 desvios padrão, com 90% de confiança. Se mais repetições forem associadas em decorrência dessa sensibilidade, conseqüentemente um AO L8 deverá ser utilizado, o qual avaliará as interações assim como porporcionará o aumento da sensibilidade com o mesmo número final de ensaios.

Variação Observada num Experimento. Se um experimento é executado em produto ou processo onde haja um histórico do problema que está sendo investigado, a variação nos dados experimentais deverá, conseqüentemente, abranger pelo menos 75% da variação historicamente. No experimento, a amplitude dos resultados bons para os maus deve ser de, no mínimo, 75% da amplitude semelhante apresentada em dados de produção recentes. A razão consiste em possuir algum indício de que níveis e fatores corretos estejam incluídos na experimentação.

Se a amplitude de variação for muito pequena, isto significa que o fator que realmente causa variação foi excluído do experimento, ou os níveis selecionados para aquele fator no experimento foram selecionados de forma limitada. O experimentador não tem condições para controlar ou reduzir a variação de modo suficiente com fatores e níveis selecionados.

Se a amplitude de variação é maior do que 75% da anterior, então isto ainda não garante totalmente que os fatores que verdadeiramente exercem influência tenham sido incluídos. O(s) fator(s) que realmente causam variação, embora possivelmente incluídos no experimento, puderam ser variados de forma inconsciente com o propósito de fornecer os valores máximos e mínimos de resultados dos ensaios. Contudo, se os fatores corretos são fornecidos e os níveis selecionados, o experimentador sabe, conseqüentemente, que a variação pode ser substancialmente controlada ou reduzida.

3.4.6 Análise dos Resultados Experimentais

Este exemplo simples tenciona demonstrar outra propriedade básica dos AOs, na qual a variação pode ser levada em consideração através da soma da variação de todas as colunas. Um AO comumente utilizado por Taguchi é o L8, mostrado anteriormente na Tabela 3.5. Este AO pode ser empregado para demonstrar a estrutura utilizada no exemplo do item 2.4.1. O fator A pode ser atribuído à coluna 1 e o fator B à coluna 2 do AO L8. Os dois primeiros ensaios do AO representam, no momento, a condição A_1B_1, que possui os resultados correspondentes de 6 e 8 no exemplo. Os ensaios 3 e 4 representam a condição A_1B_2, que apresenta resultados correspondentes a 7 e 8. O AO completo e resultados são mostrados na Tabela 3.21.

Tabela 3.21 L8 com dois fatores e com dados.

	Fatores e interação							
	A	*B*	*A×B*					
	Coluna nº							
Ensaio nº	*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*dados y (R_B – 70)*
1	1	1	1	1	1	1	1	6
2	1	1	1	2	2	2	2	8
3	1	2	2	1	1	2	2	7
4	1	2	2	2	2	1	1	8
5	2	1	2	1	2	1	2	3
6	2	1	2	2	1	2	1	4
7	2	2	1	1	2	2	1	9
8	2	2	1	2	1	1	2	10

ANAVA do AO L8 de Taguchi. Novamente, a ANAVA de um AO é realizada através do cálculo das SQs para cada coluna. A fórmula da SQ_A é a mesma do item 2.4.1 e do exemplo L4 apresentado no item 3.4.4. A SQ do fator *A*, coluna 1, é

$$SQ_A = \frac{(A_1 - A_2)^2}{N}$$

A_1 e A_2 consistem nas somas dos dados associados ao primeiro e segundo níveis do fator *A*, respectivamente,

$$A_1 = 6 + 8 + 7 + 8 = 29$$

$$A_2 = 3 + 4 + 9 + 10 = 26$$

$$SQ_A = \frac{(29 - 26)^2}{8} = 1{,}125$$

A SQ do fator *B*, coluna 2, é calculada de modo semelhante

$$SQ_B = \frac{(B_1 - B_2)^2}{N}$$

$$B_1 = 6 + 8 + 3 + 4 = 21$$

$$B_2 = 7 + 8 + 9 + 10 = 34$$

$$SQ_B = \frac{(21 - 34)^2}{8} = 21{,}125$$

A SQ da coluna $A \times B$ é

$$SQ_{A \times B} = \frac{(3_1 - 3_2)^2}{N} = \frac{(33 - 22)^2}{8} = 15{,}125$$

Observe que as SQs referentes aos fatores A e B e a interação $A \times B$ são idênticas ao exemplo apresentado no item 2.4.1. Dando continuidade aos cálculos das SQs,

$$SQ_4 = \frac{(4_1 - 4_2)^2}{N} = \frac{(25 - 30)^2}{8} = 3{,}125$$

$$SQ_5 = \frac{(5_2 - 5_2)^2}{N} = \frac{(27 - 28)^2}{8} = 0{,}125$$

$$SQ_6 = \frac{(6_1 - 6_2)^2}{N} = \frac{(27 - 28)^2}{8} = 0{,}125$$

$$SQ_7 = \frac{(7_1 - 7_2)^2}{N} = \frac{(27 - 28)^2}{8} = 0{,}125$$

$$SQ_e = SQ_4 + SQ_5 + SQ_6 + SQ_7 = 3{,}500$$

Note que o total das SQs referentes às colunas não-atribuídas é equivalente à SQ do erro. Colunas não-atribuídas num AO representam uma estimativa da variação do erro. Além disso, tal como no Item 2.4.1, existem quatro colunas (4 graus de liberdade) associadas à variação do erro. Neste caso, a diferença do arranjo característico selecionado para o experimento altera ligeiramente o conceito de análise. L4 possui dois valores observados por ensaio e L8 um valor. A variância do erro do L4 deve provir das repetições em cada ensaio, mas a variância do erro de um L8 deve provir das colunas, uma vez que não há repetições.

Observe também que o total de todas as SQs das colunas do AO L8 é equivalente à SQ_T para os oito valores observados. Esta é uma demonstração da propriedade da SQ total de corresponder às colunas de um AO.

$$SQ_T = \sum SQ_{\text{colunas.}}$$

Resumindo, podemos observar que as SQs e os graus de liberdade associados a cada componente de variação se correlacionam de forma precisa, quer num arranjo fatorial 2×2 ou num AO com dois fatores e com dois níveis. Neste caso, a ANAVA do AO é idêntica à ANAVA com dois fatores, o que significa que este exemplo de AO constitui, de fato, um experimento fatorial saturado.

Estimativas da Variância do Erro via Colunas. No exemplo anterior, foi demonstrado que as colunas não-atribuídas serviram para estimar a variância do erro na ocorrência de somente um resultado por ensaio. Este conceito referente à utilização de colunas para estimar a variância do erro será empregado, mesmo se todas as colunas possuírem fatores atribuídos a elas.

Recordando o capítulo da ANAVA, a variância decorrente de um fator consiste realmente numa estimativa da variância de valores individuais observados (semelhante à variância do erro) baseada na variância das médias da amostra daquele fator. Quando as colunas atribuídas são empregadas, torna-se óbvio que a variação da média dos dados associados aos níveis 1 e 2 pode ser atribuída somente a fatores desconhecidos e não-controlados. De fato, os níveis 1 e 2 representam apenas grupos de valores observados; quando não há fator ou interação numa coluna, os níveis 1 e 2 se tornam sem sentido. Espera-se que esta variação seja pequena; variação excessiva indicará que um fator potencialmente importante foi excluído da experimentação.

Quando os fatores são atribuídos a todas as colunas, a variância do erro pode, ainda, ser estimada. Alguns fatores atribuídos a um experimento não serão significativos, ainda que assim considerados antes da experimentação. Isto equivaleria a dizer que a cor de um carro pode afetar a economia de combustível e atribuir duas cores diferentes a uma coluna. É bem provável que esta coluna possua SQ com valor baixo, pois será realmente a estimativa da variância do erro e não o efeito real da cor.

Quando os efeitos da coluna são reduzidos num AO, existem, portanto, diversas possibilidades:

1. Fatores ou interações não-atribuídos, estimativa real de erro
2. Fator e/ou efeito da interação não significativo

3. Fator e/ou efeito da interação muito pequenos
4. Eliminação de fator e/ou efeitos da interação

Com um AO apresentando resolução deficiente, não há prova de que qualquer uma das três condições anteriores seja correta ou não; porém, tanto a segunda como a terceira possibilidade serão aceitas como verdadeiras quando os efeitos da coluna são mínimos. Do ponto de vista prático, não há diferença entre a situação 2 e a 3.

Um AO totalmente saturado dependerá de certos efeitos da coluna, tornando-se relativamente pequeno em relação aos demais, utilizando os menores como estimativas da variância do erro.

Combinação de estimativas da Variância do Erro. Na ANAVA do Item 3.4.4, havia quatro colunas não-atribuídas com 4 graus de liberdade (um para cada coluna), que fornecem estimativas da variância do erro. Estimativa melhor consiste na combinação de todos os efeitos das quatro colunas para uma estimativa total da variância do erro com quatro graus de liberdade. A combinação dos efeitos de colunas para estimar de modo preciso a variância do erro é designada como "combinação". Existem duas estratégias de "combinação":

1. Combinação crescente (Taguchi)
2. Combinação decrescente*

A estratégia de combinação crescente designa o teste F no menor efeito da coluna em relação à maior e mais próximo dos efeitos, a fim de verificar se existe alguma significância.* Se o valor significativo de F não ocorre, então estes dois efeitos são combinados para testar o próximo maior efeito da coluna até que ocorra valor significativo de F.

A estratégia de combinação decrescente consiste na combinação total, exceto o maior efeito de coluna, aplicando-se o teste F em relação ao que foi agrupado. Se o efeito naquela coluna for significativo, o maior efeito já acumulado é excluído, e aqueles dois efeitos de colunas são testados em relação aos demais acumulados, até que seja obtido um valor não-significativo para F.

A estratégia de combinação crescente tenderá a aumentar ao máximo o número de colunas consideradas significativas, enquanto que a estratégia de

* G. E. P. Box, W. G. Hunter J. S. Hunter, *Statistics for Experimenters*. Wiley, Nova Yorque, 1978, p. 374-376.

combinação decrescente terá propensão a minimizar o número de colunas significativas. Qual é a desvantagem em considerar um número excessivo ou restrito de colunas como significativas?

Erros Alfa e Beta. No Item 3.1, houve alusão referente ao aperfeiçoamento na qualidade da decisão quanto à utilização de um novo projeto baseado nos dados de ensaios. Com o propósito de decidir esta questão, existem quatro resultados possíveis, como mostra a Tabela 3.22. O emprego da estratégia de combinação crescente e a designação de muitas colunas como significativas levarão à decisão de se utilizar estes fatores para experimentos adicionais ou talvez produto ou projeto do processo. A tendência será a de tornar o erro alfa mais freqüente, julgando que algum fator conduza a um aperfeiçoamento, quando, na realidade, aquele fator não trará auxílio algum. No caso do emprego da estratégia de combinação decrescente e considerando poucas colunas como significativas, a decisão consistirá em ignorar muitos fatores e utilizar somente alguns para experimentos futuros e talvez produto ou projeto do processo. A tendência será a de fazer com que o erro beta se torne mais freqüente, considerando que determinado fator não ocasione aperfeiçoamento algum, quando, na realidade, isto ocorre.

Tabela 3.22 Riscos da decisão.

		A verdade sobre o produto	
		Não existe aperfeiçoamento	***Aperfeiçoamento possível***
Decisão baseada nos dados do ensaio	Não utilize novo projeto	OK	Erro beta
	Utilize novo projeto	Erro Alfa	OK

Do ponto de vista do consumidor, é muito mais grave cometer um erro beta e não obter vantagem com relação a determinado grau de aperfeiçoamento proporcionado por um fator. Além disso, uma vez que o fator tenha sido considerado não-significativo, este provavelmente não será incluído nas etapas seguintes da experimentação e o erro beta nunca será evidenciado. Contudo, se um erro alfa for cometido, aquele fator será incluído no experimento posterior e o erro alfa será potencialmente evidenciado. Visto que é impossível cometer os erros alfa e beta simultaneamente, a estratégia de combinação crescente deverá ser empregada, a qual terá como objetivo impedir o erro beta de ignorarmos fatores úteis. Existem livros disponíveis que explicam os riscos alfa-beta e as conseqüências econômicas destes erros.*

Exemplo de Estimativas de Combinação de Variâncias de Erros. A Tabela ANAVA no exemplo experimental do item 3.4.6, empregada largamente ao longo deste item, apresenta-se como na Tabela 3.23. Nesta situação, os efeitos das cinco colunas menores foram acumulados, a fim de formar uma estimativa de variância do erro com 5 graus de liberdade associados a ela. De acordo com a regra prática, a estratégia de combinação crescente aplicada até a metade dos graus de liberdade num experimento é recomendável. Neste caso, aquela regra foi ligeiramente superada, pois dois dos efeitos da coluna estavam substancialmente maiores do que os outros. A Tabela de resumo da ANAVA pôde ser reescrita a fim de reconhecer a combinação, como mostra a Tabela 3.24.

3.4.7 *Experimento de Confirmação*

O experimento de confirmação constitui a etapa final da análise de conclusões adquiridas em etapas anteriores do experimento. Condições ótimas são estabelecidas para fatores e níveis significativos, e diversos ensaios são realizados sob condições constantes. A média dos resultados do experimento de confirmação é comparada à média estimada (ver item 5.4.3), baseada nos fatores e níveis ensaiados. O experimento de confirmação representa a etapa decisiva, e não deve ser omitida.

* W. J. Diamond, *Practical Experiment Design for Engineers and Scientists.* Lifetime Learning Publications, Belmont, Califórnia, 1981, cap. 2

Tabela 3.23 Combinação da variância do erro.

Fonte	*SQ*	*v*	*V*	*F*
A†	1,125	1	1,125	
B	21,125	1	21,125	22,83#
A×*B*	15,125	1	15,125	16,35‡
Col4†	3,125	1	3,125	
Col5†	0,125	1	0,125	
Col6†	0,125	1	0,125	
Col7†	0,125	1	0,125	
T	40,875	7		
e combinada*	4,625	5	0,925	

† Pelo menos 90% de confiança
‡ Pelo menos 95% de confiança
# Pelo menos 99% de confiança

Tabela 3.24. Tabela de resumo da ANAVA da combinação da variância do erro.

Fonte	*SQ*	*v*	*V*	*F*
B	21,125	1	21,125	22,83#
A×*B*	15,125	1	15,125	16,35‡
e_p	4,625	5	0,925	
T	40,875	7		

† At least 90% confidence= Pelo menos 90% de confiança
‡ At least 95% confidence= Pelo menos 95% de confiança
# At least 99% confidence= Pelo menos 99% de confiança

3.5 Exemplo de Procedimento Experimental: Experimento da Pipoca

Este exemplo tem sido empregado em pesquisas a fim de introduzir pessoas ao processo de projeto de experimentos. A situação consiste no desenvolvimento das especificações do processo (instruções de culinária) a serem seguidas com referência a um saco de pipoca. O proprietário da fábrica de pipoca desenvolveu uma nova semente híbrida, que poderá ou não utilizar o mesmo processo de culinária recomendado para a semente em uso. Um dos processos empregados pelo consumidor para estourar o milho é o método do óleo quente, que é considerado nesta situação.

3.5.1 Determinação do Problema e Objetivo da Experimentação

O problema consiste em encontrar os fatores do processo que exercem influência sobre as características da qualidade da pipoca referentes às exigências do consumidor. Características como número de milhos não estourados num lote, maciez e volume de milho estourado, cor, sabor e crespidão são tipicamente considerados. O objetivo do experimento é descobrir as condições do processo que otimizem ao máximo as diversas características da qualidade com o propósito de fornecer estouro, quantidade, cor, sabor e textura ideais.

3.5.2 Métodos de Medição

Diferentes métodos de medição devem ser aplicados às diferentes características de desempenho, que interessam ao consumidor. O número de milhos estourados num lote pode ser facilmente medido; porém, supõe-se que, no início, cada ensaio apresente um número igual de grãos de milho. A maciez ou volume pode ser quantificado colocando os milhos estourados num recepiente de medição, considerando novamente que foi empregado o mesmo número de grãos de milho em cada lote. As características de desempenho, como cor, sabor e textura representam algo mais abstrato do que as demais características. Estas podem ser quantificadas através da atribuição de índices numéricos de cor, de gosto e de textura para cada lote.

Prof. Altamir A. R. Araldi
CAV - UDESC
Fone: (49) 221-2247

Estas características podem ser designadas como dados de atributo, abordados no Capítulo 7. Dados de atributo significam que os resultados permitem classificações como cor boa, cor ruim, sem cor, ou sabor agradável e sabor desagradável, que poderiam ser empregadas no índice de paladar. Em qualquer ocorrência, deverá ser formado um painel de consumidores de pipoca, a fim de avaliar os resultados do ensaio com relação à cor, a sabor e à textura.

3.5.3 Fatores de Seleção de Níveis para o Processo da Pipoca

Os fatores são selecionados de acordo com as características do milho de pipoca que os consumidores geralmente consideram num milho de pipoca de alta qualidade. Os fatores são considerados dentro de pontos de vista com origem em fluxograma do processo ou no diagrama de espinha de peixe, com o intuito de responder à questão de quais os fatores que podem influenciar com relação aos milhos não estourados, volume, cor, e assim por diante. Fatores como tipo e quantidade de óleo, temperatura, pré-aquecimento, agitação e ventilação são características dos fatores propostos. O fluxograma e o diagrama de espinha de peixe para estes fatores são mostrados na Figura 3.12. Em experimentação inicial, fatores são mantidos em dois níveis, um valor baixo e um alto. No caso do pré-aquecimento ou da ventilação, os valores dos níveis podem ser com ou sem. Fatores e níveis são mostrados na Tabela 3.25.

Tabela 3.25 Fatores e níveis do milho.

	Fator	*Nível 1*	*Nível 2*
A	Tipo de óleo	Óleo de milho	Óleo de amendoim
B	Quantidade de óleo	Pouco	Muito
C	Aquecimento	Médio	Alto
D	Pré-aquecimento	Não	Sin.
E	Agitação	Não	Sim
F	Ventilação	Não	Sim
G	Material do recipiente	Alumínio	Aço
H	Formato do recipiente	Raso	Fundo

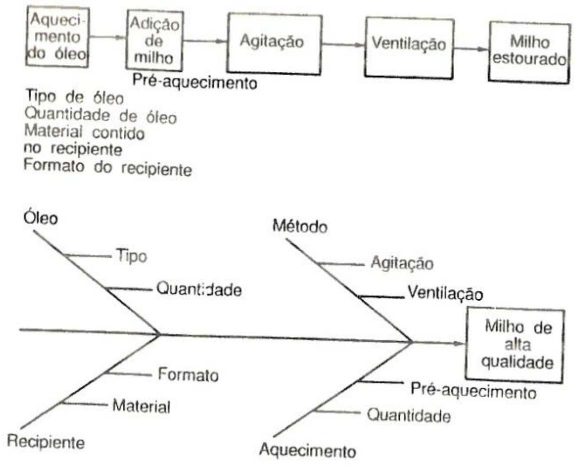


Figura 3.12 Fluxograma do experimento da pipoca e diagrama Ishikawa.

3.5.4 *Atribuição de Fatores às Colunas*

O número de fatores é suficientemente pequeno para ser ajustado num AO L16 com resolução 2, se dois níveis forem utilizados para cada fator. A atribuição da coluna é simples se for consultada a Tabela D.2 do apêndice. Fatores *A* até *H* são atribuídos às colunas 1, 2, 4, 7, 8, 11, 13 e 14. Os formulários para dados de ensaios podem, portanto, ser produzidos a partir da atribuição de fatores às colunas. Com relação à Tabela 3.26, o formulário para dados de ensaio referente ao ensaio #5 é mostrado na Tabela 3.27.

Tabela 3.26 Atribuição de fatores à colunas no experimento da pipoca (AO L16).

	Fatores da pipoca														
	A	*B*		*C*			*D*	*E*			*F*		*G*	*H*	
	Coluna nº														
Ensaio nº	***1***	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***	***7***	***8***	***9***	***10***	***11***	***12***	***13***	***14***	***15***
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2
4	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1
5	1	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	1	2
6	1	2	2	1	1	2	2	2	2	1	1	2	2	1	1
7	1	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1
8	1	2	2	2	2	1	1	2	2	1	1	1	1	2	2
9	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
10	2	1	2	1	2	1	2	2	1	2	1	2	1	2	1
11	2	1	2	2	1	2	1	1	2	1	2	2	1	2	1
12	2	1	2	2	1	2	1	2	1	2	1	1	2	1	2
13	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	1
14	2	2	1	1	2	2	1	2	1	1	2	2	1	1	2
15	2	2	1	2	1	1	2	1	2	2	1	2	1	1	2
16	2	2	1	2	1	1	2	2	1	1	2	1	2	2	1

Tabela 3.27 Formulário para dados do ensaio 5 (experimento da pipoca).

Óleo contido no milho
Grande quantidade de óleo
Aquecimento médio
Pré-aquecimento de óleo antes de adicionar pipoca
Ausência de agitação durante o estouro
Ventilação durante o estouro
Recipiente de alumínio
Formato fundo do recipiente

3.5.5 *Executando Experimento da Pipoca*

A ordem do experimento poderia ser completamente aleatória com único ensaio por tratamento.* Um lote de 200 sementes para cada ensaio poderia ser preparado, com as condições de ensaio devidamente especificadas. Em cada ensaio, seriam observados número de milhos não estourados, volume da pipoca e índices de cor, sabor e crespidão.

3.5.6 *Interpretação do Experimento da Pipoca*

Cada uma das características de desempenho é analisada (ANAVA) individualmente para determinar quais os fatores e níveis que proporcionam os melhores resultados para aquela característica. Fatores e níveis são, portanto, avaliados, para verificar se algum dos fatores usuais, ao influenciar os resultados, encontram-se em níveis contraditórios com os melhores resultados. Se isto estiver ocorrendo, o impacto de possuir fatores em níveis incorretos ou em algum nível intermediário deverá, obrigatoriamente, sofrer uma avaliação.

* Tratamento, ou melhor, combinação de tratamentos, é a designação usual (não usada no texto) para especificar valores de propriedade para o ensaio.(N.R.)

3.6 *Resumo*

Este capítulo abrangeu algumas das falhas fundamentais das estratégias típicas para ensaio, e apresentou estratégias alternativas mais eficientes e poderosas na forma de arranjos ortogonais. Abordou também as etapas básicas necessárias ao projeto, execução e análise dos experimentos com AO. Estes princípios são imprescindíveis na utilização dos AOs em situações mais complexas, que serão abordadas no próximo capítulo e em capítulos posteriores.

Problemas

3.1 Se o fator A é atribuído à coluna 4 de um AO L8 e o fator B atribuído à coluna 6, qual coluna estimará a interação $A \times B$?

3.2 Atribua os fatores A, B, C, D e E, assim como as interações $C \times D$ e $C \times E$ e um AO no caso de todos os fatores estarem utilizando dois níveis.

3.3 Atribua estes fatores e interações a um AO:

A, B, C, D, E, e F (dois níveis)

$A \times B$ $B \times C$ $C \times E$

$A \times C$ $B \times C$ $D \times E$

$A \times D$ $B \times E$

$B \times F$