

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

**A METODOLOGIA DE PROJETO E AVALIAÇÃO DE
EXPERIMENTOS APLICADA À INDÚSTRIA DE PROCESSOS**

Flávio Sanson Fogliatto

Dissertação apresentada
como requisito parcial à
obtenção do título de Mestre
em Engenharia.

Orientador: José Luis Duarte Ribeiro

Porto Alegre, Março de 1994.

ESCOLA DE ENGENHARIA
BIBLIOTECA

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA
e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pelo Curso de Pós-Graduação.

José Luis Ribeiro

Prof. José Luis Duarte Ribeiro
Orientador



Prof. Jorge Daniel Riera
Coordenador

Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil - UFRGS

Banca Examinadora:

- Prof. José Luis Duarte Ribeiro (CPGEC/UFRGS)
Dr.Sc. pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul
- Prof. João Luiz Becker (PPGA/UFRGS)
Ph.D. pela University of California - Los Angeles, USA
- Prof. Edgar Lanzer (PPGEP/UFSC)
Ph.D. pela University of California - Davis, USA

Pela profunda amizade que nos une, este trabalho é dedicado a Paulo, Hermínia e Lucrecia.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a algumas pessoas que, de maneira extremamente solícita, me auxiliaram em pontos específicos do trabalho.

O Professor Luis Nanni, através de meu orientador, indicou valiosas referências bibliográficas, além de proceder à revisão do texto final.

O Professor Luis Henrique Rodrigues auxiliou-me com o programa computacional utilizado na definição dos níveis ótimos dos parâmetros, no capítulo final.

A estudante de doutorado Beatriz Luz auxiliou-me na utilização do programa computacional para calcular a regressão robusta.

O Professor Paulo Faria auxiliou-me em problemas de metodologia científica e na revisão do texto.

A todos, meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

Neste trabalho discute-se os fundamentos do Projeto Estatístico de Experimentos e sua utilização no planejamento, execução e análise de experimentos industriais. Este estudo toma como base um caso ocorrido na indústria alimentícia, com inúmeras falhas no planejamento.

A avaliação das rodadas do experimento foi feita através da utilização de índices múltiplos de desempenho, derivados da Função de Perda de Taguchi, os quais são discutidos no trabalho.

Três técnicas de regressão linear múltipla são abordadas na análise dos dados do experimento: a Regressão Múltipla Convencional, a Regressão Robusta e a *Ridge Regression*. Sua utilização é detalhada e os resultados obtidos são comparados quanto ao desempenho.

Finalmente, conclui-se o trabalho apresentando-se um projeto experimental considerado adequado para o experimento em estudo, o Projeto Composto de Segunda Ordem, desenvolvido por George Box.

ABSTRACT

This thesis deals with the fundamentals of the Statistical Design of Experiments and its application in planning, executing and analysing industrial experiments. A case from the the food industry, with several planning defficiencies, is taken as an example.

The analysis of the experimental runs in this case was made through performance indexes for experiments with multiple response variables, derived from Taguchi's Loss Function. These indexes are presented and discussed.

Three multiple linear regression techniques are discussed here through their utilization in the analysis of the experimental data: the Least Squares Regression, the Robust Regression and the Ridge Regression. The results obtained from each technique are compared on a performance basis.

The thesis is finished with the presentation of an experimental design which was considered "ideal" for the case in study: the Second Order Composite Design, developed by George Box.

SUMÁRIO

<i>AGRADECIMENTOS</i>	II
RESUMO.....	III
<i>ABSTRACT</i>	IV
INDICE DA DISSERTAÇÃO.....	V
<u>1. Introdução</u>	1
1.1. Apresentação.....	1
1.2. Entrevistas.....	5
1.3. A metodologia de Projeto de Experimentos em aplicações industriais.....	10
1.4. A utilização de técnicas de regressão linear na avaliação de experimentos.....	13
<u>2. Apresentação do Caso</u>	6
2.1. Justificativa da Escolha.....	17
2.2. O Experimento em Estudo.....	18
2.2.1. Noções gerais sobre o experimento e seus objetivos.....	18
2.2.2. Apresentação dos Resultados.....	34
2.2.2.1. Dados Originalmente Tabulados.....	34

2.2.2.2. Dados Modificados para Análise.....	48
<u>3. Análise do Projeto do Experimento.....</u>	<u>61</u>
3.1. Avaliação do Projeto do Experimento.....	61
3.1.1. O Projeto de Experimentos - Fundamentos Teóricos....	61
3.1.2. Análise do Planejamento do Experimento-Matriz.....	66
3.2. Análise dos procedimentos de coleta de dados.....	69
3.3. Análise preliminar dos resultados.....	72
3.3.1. Indicações para uma coleta eficiente de dados.....	73
3.3.2. Gráficos de 1 fator.....	75
3.3.3. Gráficos de 2 fatores.....	78
3.3.4. Análise Crítica.....	81
3.4. Ferramentas disponíveis para a Análise.....	85
3.4.1. Comentários Gerais.....	85
3.4.2. Regressão Múltipla - Fundamentos Teóricos.....	87
3.4.3. Regressão Robusta (biweights) - Fundamentos Teóricos.....	95
3.4.4. Ridge Regression - Fundamentos Teóricos.....	99
<u>4. Avaliação Estatística do Experimento.....</u>	<u>104</u>
4.1. Regressão Linear Múltipla.....	105
4.2. Regressão Robusta.....	124
4.3. Ridge Regression.....	135
4.4. Comparação dos diversos modelos (RMC, RoR e RiR).....	143
4.5. Definição dos níveis ótimos dos parâmetros.....	146

4.6. O projeto ideal para o caso em estudo.....	152
<u>5. Conclusão.....</u>	173
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	175

CAPITULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1. Apresentação

A apresentação da dissertação está dividida em duas seções. Na primeira seção serão descritos os objetivos gerais do trabalho. Na segunda, será apresentado um roteiro descrevendo todos os assuntos nele tratados.

Objetivos Gerais

Os objetivos deste trabalho são:

- a. Aplicar as técnicas de Planejamento e Avaliação de Experimentos na indústria de processos;
- b. Discutir as ferramentas de possível emprego na análise de experimentos mal planejados ou naqueles onde restrições experimentais limitem a quantidade e qualidade dos dados a serem coletados.
- c. Discutir a aplicação de índices de desempenho em experimentos com múltiplas variáveis de resposta.

O baixo nível de utilização das técnicas de Planejamento e Avaliação de Experimentos na indústria de processos pode ser visualizado nas respostas à uma série de entrevistas apresentadas a seguir. Muitos experimentos são rodados sem planejamento prévio e submetidos à uma análise precária. A informação que pode ser obtida destes experimentos é limitada.

A idéia da apresentação e análise de um experimento com graves falhas de planejamento visa listar as possibilidades de resgate e análise de dados coletados em condições não-formais de experimentação. Como será possível verificar mais adiante, mesmo dados mal-coletados contêm informações relevantes sobre um experimento. Um dos objetivos aqui é apontar as vias para sua identificação.

Em muitos casos de experimentos industriais, a realização de novos ensaios visando corrigir deficiências de projeto apresenta-se economicamente (ou mesmo operacionalmente) inviável. Assim, torna-se decisivo obter as informações necessárias utilizando, para tanto, as ferramentas corretas.

A utilização dos índices de desempenho, que agregam uma série de características de qualidade referentes a um processo e/ou produto, é, assim, um poderoso instrumento no projeto e no controle de processos industriais. Esses índices compactam as informações acerca do processo ou produto e facilitam a sua análise. Um dos objetivos do desenvolvimento desses índices no experimento é a avaliação de sua eficiência. Para efeitos comparativos, optou-se pela utilização de mais de um índice.

A apresentação de um roteiro de análise dos dados utilizando diferentes técnicas de regressão é importante sob dois aspectos: 1º permite comparar o desempenho e, principalmente, a adequação de cada técnica a um determinado grupo de dados; 2º resume as informações sobre as principais técnicas freqüentemente abordadas na literatura, constituindo-se num eficiente roteiro de análise.

Nesse ponto é importante tecer algumas considerações sobre a aplicação dos passos descritos nesse trabalho a outras situações, isto é, outros experimentos. Todos os procedimentos apresentados aqui podem ser adaptados a outros conjuntos de dados, contanto que eles tenham sido obtidos de experimentos com características similares ao experimento analisado nesse trabalho (ou seja, experimentos multi-fatoriais com várias características de qualidade).

Esses podem ser considerados os objetivos imediatamente identificáveis a partir da leitura do trabalho.

Roteiro

A dissertação está dividida em cinco capítulos. O resumo dos assuntos abordados em cada um destes capítulos vem descrito a seguir:

Capítulo 1 - A introdução da dissertação será feita através de um conjunto de três entrevistas contendo dados acerca da utilização da metodologia de Projeto e Avaliação de Experimentos em indústrias do gênero da alimentação. Estas entrevistas foram realizadas com gerentes dos departamentos de Pesquisa e Desenvolvimento de Produtos de três indústrias alimentícias de grande porte situadas no estado. Como os dados utilizados nesse trabalho foram obtidos de um experimento realizado, também, numa indústria de alimentos, será possível ter uma noção, a partir das entrevistas, do escopo das principais aplicações futuras do trabalho aqui desenvolvido como ferramenta de análise de outros experimentos realizados em condições similares de planejamento.

A seguir, nesse mesmo capítulo, é apresentada a metodologia empregada na dissertação, a saber, o Projeto e Avaliação de Experimentos, e o método de análise específico empregado, a Regressão Linear.

No Capítulo 2, intitulado *Apresentação do Caso*, encontra-se uma minuciosa descrição do experimento, realizado na indústria alimentícia, de onde foram retirados os dados analisados neste trabalho. A apresentação do caso é importante para a compreensão dos critérios utilizados na montagem do modelo de regressão para o conjunto dos dados.

Essa apresentação também compreende a discussão de alguns assuntos específicos de engenharia química e de química dos alimentos, necessários para um entendimento pleno do experimento.

Mais adiante, ainda no Capítulo 2, são apresentadas as modificações a que foram submetidos os dados com vistas a adequá-los à análise estatística. Essas modificações incluem, basicamente, a composição de dois índices de desempenho, denominados *MED* e *INDEQ*. Os procedimentos adotados na montagem desses índices e os critérios empregados na avaliação das diversas rodadas do experimento são apresentados em detalhes.

No Capítulo 3 são analisados o planejamento do experimento e a eficiência da coleta de dados. Mais adiante são

apresentados alguns gráficos bastante simplificados que buscam auxiliar o leitor na compreensão das falhas na exploração das variáveis do experimento. Um roteiro de avaliação desses gráficos é apresentado nesse mesmo item.

A seguir, no mesmo capítulo, discute-se aspectos teóricos sobre os diversos métodos de regressão linear aplicados aos dados do experimento. A apresentação dessa fundamentação teórica prepara o leitor para o capítulo seguinte, em que é realizada a análise estatística do experimento.

A avaliação estatística do experimento apresentada no Capítulo 4, consiste da aplicação de três técnicas de regressão ao conjunto de dados do experimento. São elas a Regressão Múltipla através do Método dos Mínimos Quadrados, a Regressão Robusta e a *Ridge Regression*. A avaliação é realizada utilizando-se os dois índices desenvolvidos no Capítulo 2. A seguir, é apresentado um quadro que resume as principais estatísticas obtidas através da aplicação de cada uma dessas técnicas, o que torna possível uma comparação imediata do desempenho das três técnicas e, também, dos dois índices de desempenho.

No mesmo capítulo, a melhor equação de regressão obtida para o conjunto de dados (utilizando-se o índice de desempenho mais eficiente) é utilizada como equação de otimização numa programação linear, visando determinar, dentro do intervalo de variação dos fatores controláveis (variáveis independentes), os níveis ótimos destes fatores.

Esse capítulo é finalizado por uma investigação teórica acerca do melhor tipo de projeto para um experimento com as características do experimento em estudo.

No capítulo final, é apresentada a conclusão do trabalho. Como será possível constatar a partir da análise do quadro comparativo de resultados apresentados no capítulo 4, a técnica de análise que apresenta o melhor resultado no ajuste dos dados do experimento à equação de regressão é a Regressão Robusta. Dos três índices montados para a avaliação, aquele que apresentou o melhor desempenho foi o índice $INDEQ_2$.

1.2. Entrevistas

O material apresentado a seguir, na forma de perguntas e respostas, foi obtido em três entrevistas feitas com gerentes de Pesquisa & Desenvolvimento em três indústrias do setor da alimentação (de médio e grande porte), situadas no estado do Rio Grande do Sul.

Os entrevistados serão denominados A, B e C. As respostas apresentadas são resumos dos pontos expostos pelos entrevistados e são auto-explicativas. Quando oportuno, serão introduzidos comentários a estas respostas.

1. Quem está envolvido no planejamento de testes industriais ou laboratoriais em seu departamento?

A - Fora o próprio entrevistado, somente estão envolvidos operadores de fábrica (isso no caso de testes industriais). O planejamento não existe de fato. "Pensa-se" o experimento e faz-se uma rodada preliminar para verificar o resultado. Nessa rodada testa-se um pouco de cada fator, tentando acertar o equipamento. Se os técnicos acharem que o experimento tem futuro, eles começam a variar os fatores que lhes pareçam mais importantes. O entrevistado mencionou a terrível dificuldade que enfrenta para vencer a resistência de operadores mais velhos, que já têm resultados "prontos" para os testes antes de rodá-los, condenando-os ao fracasso desde o início.

B - A situação no departamento de B é um pouco diferente. Na hora de se fazer um experimento industrial se juntam a P&D, a Engenharia e os técnicos de máquina e define-se o que será feito. Existe um planejamento formal dos experimentos.

C - Os técnicos do desenvolvimento e da produção reúnem-se e marcam o experimento. São discutidos seus objetivos e os cuidados especiais a serem tomados (desta forma, alguns fatores são definidos informalmente).

2. Você utiliza algum procedimento formal de planejamento para os testes (como planilhas de rodadas, de verificação ou

relatórios de testes)? Quais os itens (ou fatores) que você define a priori antes da realização dos testes?

A - Não possui nenhuma planilha pré-definida. Tenta reportar a maior quantidade de experimentos possíveis, mas só faz isso quando tem tempo. Quanto aos fatores, tenta defini-los antes de rodar o experimento, mas nem sempre tem claro qual a variável de resposta. Disse que trabalha muito com padrões, mas não estabelece, aparentemente, quais as características importantes desses padrões. Tenta, simplesmente, chegar ao padrão. Uma vez atingidas as características do padrão, está concluído o experimento.

B - Possui arquivos-padrão feitos em planilha eletrônica, com lugar para fatores e respostas. Todos os testes são registrados e arquivados. Antes de rodar o experimento, manda um estagiário de engenharia para a planta piloto com a incumbência de verificar quais as variáveis a serem controladas no equipamento e, posteriormente, no produto.

C - O entrevistado diz que anota os resultados, mas não possui nenhum modelo de relatório. Os testes de máquina e os testes de laboratório não têm seu desenvolvimento registrado. O departamento de P&D limita-se a arquivar os resultados finais (fórmulas de produtos, basicamente). Quanto aos fatores, o entrevistado alega saber o que precisa ser verificado *com maior atenção* durante o experimento.

4. *Você já teve algum contato com a metodologia de Projeto e Avaliação de Experimentos, seja através de cursos, livros ou periódicos? Em caso positivo, qual a intensidade de utilização desta metodologia em seu departamento?*

A - Teve contato, no curso de pós-graduação, com *designs* do tipo projetos fatoriais. Diz ser muito difícil aplicar qualquer metodologia em seu Departamento, devido a resistência dos técnicos a inovações. No caso da execução de experimentos maiores, esboça projetos fatoriais para sua própria orientação.

B - Conheceu os projetos fracionados em blocos durante o graduação. Teve contato com a metodologia Taguchi durante um estágio no exterior e aprendeu a utilizar as matrizes

ortogonais (de Taguchi). Está tentando implantar as técnicas de Taguchi em seu Departamento.

C - Desconhece a metodologia.

5. *Qual o tipo de avaliação que você aplica sobre os dados obtidos em seus experimentos? Você utiliza algum programa computacional auxiliar na análise dos resultados?*

A - Não existe uma avaliação estatística de resultados. Compara-se o melhor resultado obtido com o padrão ou monta-se painéis de degustação. Quando monta experimentos fatoriais não analisa os resultados. Não utiliza nenhum software como ferramenta auxiliar nas análises.

B - Utiliza um procedimento de cálculo desenvolvido para análises das matrizes ortogonais de Taguchi. Conhece dois softwares para análise dos resultados, mas acha desnecessária a sua utilização, dada a simplicidade dos cálculos.

C - Avalia o desempenho geral do experimento. Não procede a uma avaliação estatística dos resultados e tampouco utiliza softwares para análise.

6. *Quais os problemas mais frequentes que você encontra na transferência de processos/produtos ajustados no laboratório para escala industrial? Como você garante as especificações definidas para o processo/produto?*

A, B e C - Os três entrevistados responderam de maneira similar, revelando uma falha da Pesquisa e Desenvolvimento nessas empresas. Disseram que alguns parâmetros são definidos no laboratório, mas outros não são sequer definidos, ficando o ajuste por conta dos operadores. Se o produto resultante for similar ao que eles esperavam, eles consideram o resultado satisfatório. Ficou claro que uma grande quantidade de matérias-primas (sem falar em ocupação de pessoal e equipamento) são desperdiçadas no *scale-up* do processo, estando essas perdas previstas no orçamento da empresa.

7. *Você já teve algum contato com teorias sobre melhoria da qualidade industrial, Controle da Qualidade Total, ou similares?*

A e C- Nunca tiveram contato.

B - Conhece Taguchi e os *designs* de Plackett-Burmann.

8. *Dos projetos conduzidos por seu departamento, quantos são concluídos na íntegra e quantos são interrompidos devido a resultados negativos de experimentos?*

A - Não pôde avaliar. Disse que muitos projetos ficam incompletos por decisão da diretoria. Alguns projetos são interrompidos com base nos resultados dos experimentos, porém o entrevistado não soube dizer quanto esses representariam do todo.

B - A maioria dos projetos alcança os resultados esperados e são concluídos dentro do prazo previsto. O entrevistado informou que muitos projetos desenvolvidos pela empresa no Brasil já foram desenvolvidos pela matriz no exterior (o que diminui o número de problemas nos projetos).

C - Disse que as interrupções devem-se mais às respostas de pesquisa de mercado do que à problemas na fase experimental. Conforme o entrevistado, grande parte dos projetos são concluídos na íntegra.

9. *Você acha necessário o desenvolvimento de uma metodologia de planejamento de experimentos específica para a agro-indústria? Por quê?*

A e B - Sim, acham necessário. Dizem que a literatura sobre o assunto (Projeto de Experimentos) é de difícil acesso e raramente traz exemplos aplicados à área de alimentos. Os entrevistados acham que a avaliação de variáveis sensoriais deve ser revista, pois é muito subjetiva e fornece resultados de difícil análise.

Essa pergunta não foi feita ao entrevistado C.

10. Indique as ferramentas utilizadas com alguma frequência em suas atividades:

- A. Média
 Média e Desvio-Padrão
 Cartas de Controle
 Comparação entre grupos - Análise de Variância
 Regressão Linear
 Projetos Fatoriais Cruzados
 Projetos Fatoriais Fracionados
 Regressão não-linear
 Superfície de Resposta
 Outros
- B. Média
 Média e Desvio-Padrão
 Cartas de Controle
 Comparação entre grupos - Análise de Variância
 Regressão Linear
 Projetos Fatoriais Cruzados
 Projetos Fatoriais Fracionados
 Regressão não-linear
 Superfície de Resposta
 Outros
- C. Média
 Média e Desvio-Padrão
 Cartas de Controle
 Comparação entre grupos - Análise de Variância
 Regressão Linear
 Projetos Fatoriais Cruzados
 Projetos Fatoriais Fracionados
 Regressão não-linear
 Response Surface Technology
 Outros

Comentários:

Numa análise geral, pode-se dizer que a realização de experimentos industriais faz parte da rotina dos departamentos de P & D destas empresas. As empresas "A" e "C" o fazem de maneira não planejada, ao passo que a empresa "B" utiliza algumas técnicas, mas de forma limitada.

A empresa "B" utiliza projetos do tipo Taguchi e Plackett & Burman, ou seja, projetos fortemente fracionados onde os fatores dificilmente são explorados a mais de dois níveis, e efeitos não-lineares ou interações não são eficientemente

investigados¹. De qualquer modo, a empresa "B" é aquela que mais explora as ferramentas disponíveis.

A utilização de *softwares* na análise estatística de dados não é verificada em nenhuma das empresas consultadas (veja questão 5). Isto indica que o volume de dados analisados, bem como o grau de sofisticação da análise, é relativamente pequeno. As ferramentas utilizadas pelas empresas na análise dos resultados experimentais são bastante simples. Técnicas como *regressão linear* e *superfícies de resposta*, particularmente adaptadas à análise de processos industriais, não são utilizadas.

As questões 1 e 9 revelam que nem sempre a variável de resposta é identificada com clareza, e, com frequência, as variáveis de resposta são do tipo variáveis sensoriais, de avaliação subjetiva e difícil. No presente trabalho são discutidos alguns índices de desempenho que podem auxiliar na avaliação de experimentos de Engenharia de Alimentos.

1.3. A metodologia de Projeto e Avaliação de Experimentos em aplicações industriais

Na maioria dos casos em que se avalia a utilização do Projeto e Avaliação de Experimentos na indústria, o foco de atenção é direcionado sobre a análise dos dados coletados. Esse parece ser o principal problema a ser resolvido, já que envolve conhecimentos de estatística que, usualmente, não são dominados pelos técnicos que elaboram o experimento.

Na prática, conforme já exposto nas *Entrevistas*, os técnicos responsáveis pela execução dos experimentos em indústrias encontram dificuldades na análise dos dados coletados.

No entanto, o trabalho envolvido no projeto e na avaliação de um experimento abrange outros aspectos, via de regra negligenciados. Uma história freqüentemente citada é a do

¹ É importante observar que, em experimentos de Engenharia de Alimentos, estes efeitos não-lineares e interações costumam, via de regra, estar presentes.

estatístico Sir Ronald Fisher que, contratado para proceder a análise estatística de experimentos realizados em uma estação experimental, mencionou o fato de só ser possível realizar uma "necropsia" nos dados, buscando identificar as causas da morte daqueles experimentos².

Os motivos do veredicto de Fisher, um dos maiores difusores da metodologia de Projeto de Experimentos, acerca daqueles experimentos eram óbvios: os dados haviam sido coletados de maneira tão pouco criteriosa que haviam impossibilitado a análise dos experimentos. A lição é simples: a análise estatística dos dados não pode desvendar informações que eles não contenham.

Uma avaliação superficial acerca dos desenvolvimentos na metodologia de Projeto e Avaliação de Experimentos no curso das últimas décadas, permite vislumbrar o surgimento de alguns tipos de projetos importantes. Vamos nos limitar a dois deles: os projetos do tipo *D-ótimos* e o projeto robusto de experimentos³.

Os projetos do primeiro tipo (os projetos *D-ótimos*), são bastante úteis na determinação de designs experimentais que minimizem o número de rodadas e maximizem a quantidade de informações obtidas, levando em conta alguns aspectos do modelo matemático pressuposto para o experimento (descritos na literatura indicada).

O projeto robusto, por sua vez, permite delinear projetos de experimentos que sejam imunes a enganos nas suposições iniciais (como, por exemplo, no modelo matemático pressuposto

² Uma apresentação do trabalho pioneiro de Sir Ronald Fisher no Rothamsted Experimental Station pode ser encontrada no trabalho de Yates (1964).

³ Esses tópicos serão tratados apenas superficialmente nesse trabalho, a título de mera ilustração. Uma boa noção acerca desses assuntos pode ser encontrada tanto em livros quanto em periódicos. A lista de títulos sugeridos abaixo limita-se aos periódicos, e busca oferecer um guia de referência rápida ao leitor.

- Projetos do tipo *D-Ótimo*:

St. JOHN, R.C. & DRAPER, N.R. (1975).

- Projetos Robustos:

BOX, G.E. & DRAPER, N.R. (1975).

Os "Projetos Robustos" aqui mencionados não dizem respeito ao "Projeto Robusto" definido por Taguchi.

ou na distribuição dos erros experimentais). Esses enganos são relativamente frequentes, sendo que a utilização de modelos experimentais robustos, nesses casos, pode representar uma importante economia de recursos, já que dispensa a necessidade de rodadas adicionais.

Embora sejam técnicas importantes sob o ponto de vista prático (já que podem representar redução nos custos de experimentos industriais), a difusão dessas novas metodologias é pequena entre os técnicos de Pesquisa & Desenvolvimento.

Talvez a mesma dificuldade vislumbrada por esses técnicos relativamente à análise estatística de dados coletados nos experimentos seja experimentada aqui. A primeira das técnicas discutidas acima, por exemplo, pressupõe um conhecimento razoável de álgebra matricial para que possa ser compreendida.

Porém, é importante ressaltar, com base nos dados apresentados nas *Entrevistas*, que a difusão de técnicas elementares de Projeto e Avaliação de Experimentos já representaria uma melhora significativa em termos de aproveitamento de recursos nas indústrias. O impasse parece radicar nas vias de transposição, por parte dos técnicos industriais, das dificuldades teóricas apresentadas pela metodologia clássica de Projeto e Avaliação de Experimentos.

Talvez essa seja a maior virtude das simplificações dessa metodologia, difundidas principalmente por Taguchi e Juran. Utilizando conceitos derivados da metodologia clássica, esses autores desenvolveram métodos simplificados de projeto experimental e, o que parece ser o mais importante, formulários reduzidos de cálculos, dispostos na forma de procedimentos seqüenciados. A análise dos dados, dessa forma, resulta simplificada.

É preciso que se diga, porém, que o aproveitamento das informações contidas nos dados obtidos através de análises mais elaboradas é, via de regra, muito superior. A simplificação possui a desvantagem de negligenciar ou simplificar o embasamento teórico, tornando impossível aos seus usuários acompanhar os progressos obtidos pela via clássica. No entanto, as técnicas simplificadas de Taguchi e Juran costumam

representar muito em termos econômicos, indicando uma provável trilha de conexão entre a pesquisa teórica e suas aplicações práticas.

1.4. A utilização de Técnicas de Regressão Linear na Avaliação de Experimentos

A utilização em grande escala das técnicas de regressão na avaliação de experimentos, particularmente naqueles executados em indústrias, pode ser justificada de algumas maneiras.

A primeira, e mais direta, apela para o resultado obtido. A disposição de resultados na forma de uma equação abrangendo todas as variáveis envolvidas no experimento é extremamente atraente, já que *resume* as informações, simplificando-as. Aos olhos experimentados de um estatístico, essa apresentação não seria tão atraente assim; mesmo sendo de indiscutível utilidade, o número de procedimentos, testes e computações envolvidos na determinação dessa equação é muito grande, já que não é suficiente determinar uma equação qualquer, mas a *melhor* equação.

O segundo fator responsável pela grande utilização das técnicas de regressão é sua capacidade preditiva, essencial nas atividades industriais de pesquisa.

Um dos maiores problemas compartilhado pelos técnicos de pesquisa e desenvolvimento refere-se ao *scale-up* dos processos desenvolvidos e calibrados em laboratório ou em planta-piloto. Os parâmetros de controle do processo idealizados em laboratório raramente chegam a ser reproduzidos sem alterações em planta industrial. As principais causas desse problema são a interação deficiente entre a equipe de desenvolvimento e a equipe de produção (isto é, as limitações relativas ao controle operacional de equipamentos industriais seriam desconhecidas pelos técnicos de desenvolvimento) e diferenças operacionais e de construção dos equipamentos.

O primeiro dos problemas parece ser de simples solução e já foi discutido por Harmon (1993). Nesse trabalho, o autor

sugere uma interação entre Pesquisa & Desenvolvimento e produção através de um engenheiro misto, de P&D e Produção, atuando na interface das duas áreas.

Porém, existem maneiras mais simples de lidar com o problema do *scale up* de processos. Uma delas seria a descrição da relação entre a variável de resposta e as variáveis de controle através de uma equação de regressão que utilize parâmetros confiáveis de predição⁴, que avaliem o efeito de variações devidas à trocas de equipamentos ou de condições de processo.

A utilização da regressão linear viabilizaria, também, a solução do segundo problema, relativo às diferenças entre equipamentos-piloto e equipamentos de produção. Para tanto, é necessário que os parâmetros operacionais e seus intervalos de variação sejam definidos no laboratório e, então, informados à produção.

A utilização de parâmetros de controle rigorosos praticamente inviabiliza a reprodução do processo em planta industrial, já que o ambiente de realização dos experimentos de calibragem e as dimensões dos equipamento-piloto permitem um controle muito mais efetivo das condições experimentais.

Dessa forma, além de resumir as informações a serem remetidas à produção, a utilização de equações de regressão linear em sua descrição permite um controle sublinear do processo.

Hinchen (1968) descreve um processo de obtenção de um produto químico, cuja composição depende da interação entre três reagentes, e onde a variável dependente é o rendimento da reação.

Nesse trabalho, o autor sugere a utilização da equação de regressão durante a fase de desenvolvimento do processo como auxiliar na determinação dos rumos do experimento. Através da utilização da equação de regressão na predição de valores dentro do intervalo de variação utilizado em sua composição, é

⁴ Outra via de solução para o mesmo problema seria a determinação de níveis robustos para o processo, menos suscetíveis à variações decorrentes do *scale-up* do processo. Este assunto, porém, não será abordado neste trabalho.

possível identificar a eficiência do ajuste da equação aos dados e interações (ou termos) não previstos na equação e que devem ser experimentalmente explorados. Para tanto, utiliza como ferramenta auxiliar as Superfícies de Respostas propostas por Box para projetos com vários fatores⁵.

As mesmas Superfícies de Resposta utilizadas no projeto do experimento serão utilizadas, posteriormente, na determinação dos efeitos oriundos de oscilações nos parâmetros sobre a variável de resposta na produção. Assim, será possível determinar, *a priori*, através dos relatórios de produção, se o processo está sob controle.

Ou seja, as equações de regressão linear podem ser úteis tanto na avaliação parcial (ou intermediária) de experimentos fatoriais, visando definir seus rumos, como no controle das condições de produção, prevendo as taxas de rendimento (ou qualquer outra variável de resposta) de processos em condições específicas de operação.

O uso da regressão linear nesse trabalho visa explorar todas suas aplicações, como procedimento de análise de dados obtidos em experimentos e como instrumento de predição dos níveis ótimos dos parâmetros de controle.

⁵ Abordadas mais adiante nesse trabalho, no item 4.6.

CAPÍTULO 2 - APRESENTAÇÃO DO CASO

2. Apresentação do Caso

O experimento tomado como objeto desse estudo de caso foi realizado durante seis meses - Maio a Outubro - do ano de 1987, nas instalações da empresa Noval Produtos Alimentícios Ltda., empresa do ramo da alimentação, situada no município de Eldorado do Sul/RS.

A realização do experimento foi parte de um projeto de expansão idealizado pela empresa. O objetivo final desse projeto consistia em, com os recursos fabris (equipamentos, laboratórios, manutenção, pessoal, etc) já presentes na empresa, fabricar novos produtos para comercialização. Sendo a empresa um tradicional fabricante de produtos derivados da soja, buscava-se promover a utilização de outras matérias-primas de fácil obtenção. Desta forma, o referido projeto tinha como objetivo promover o desenvolvimento de novos produtos a base de polpas esterilizadas de frutas.

O experimento tomado como objeto desse estudo (referido como "experimento-matriz" ou simplesmente "experimento") foi parte da etapa inicial do projeto. O conhecimento dos técnicos da empresa limitava-se à utilização dos equipamentos dentro de determinadas condições, diferentes daquelas posteriormente testadas no experimento. Assim, quando do início da realização deste, só se possuía informações genéricas referentes à operação do equipamento-piloto (isto é, instruções fornecidas pelo fabricante do equipamento), mas não sob as condições operacionais ideais para o processamento em questão. Da mesma forma, desconhecia-se a eventual necessidade de adaptações no maquinário (que mais tarde apresentaram-se necessárias). Essas condições iniciais compunham um quadro experimental onde desconhecia-se a totalidade dos fatores a serem controlados e das variáveis aleatórias envolvidas.

Além do experimento-matriz apresentado nesse trabalho, vários outros foram desenvolvidos nas etapas seguintes do

projeto. De uma maneira geral, todos utilizaram, em maior ou menor escala, os conhecimentos e o *know-how* desenvolvidos no experimento-matriz.

Como o objetivo desse trabalho é dissertar sobre os aspectos principais envolvidos no Projeto de um Experimento, além do estudo de alguns dos métodos utilizados em sua avaliação, o objeto principal de estudo, pela amplitude das possibilidades de exploração que oferece, será justamente o experimento-matriz.

2.1. Justificativa da Escolha

A noção que normalmente se tem acerca do planejamento e execução de um experimento industrial segue, de uma maneira genérica, as linhas de procedimento apresentadas no Capítulo I. Isto é, uma vez definidos os objetivos de um determinado experimento, escolhe-se *designs* ou projetos que tornem possível a operacionalização dos testes a um mínimo custo e com a obtenção do maior número de informações na análise final.

O experimento-matriz, pelo seu planejamento precário e execução "intuitiva", não pode ser classificado como um experimento projetado. Sendo assim, tanto a seqüência de realização das rodadas como a coleta dos resultados obtidos em cada uma delas foram realizados sem maiores critérios científicos. Isso fica claro ao analisar-se a variação dos níveis dos fatores independentes e o avanço cronológico de realização das rodadas.

A idéia da análise de um experimento deficiente, mal planejado e mal conduzido, é a de explorar a viabilidade da aplicação dos métodos de projeto e avaliação de experimento a *posteriori*. Os dividendos obtidos dessa análise parecem evidentes. A adequação de modelos estatísticos à experimentos já realizados permite um maior conhecimento das virtudes e limitações dos próprios modelos. Além disso, o uso de técnicas estatísticas pode trazer à luz informações que uma análise

simplificada não revelaria. De fato, o estudo deste caso irá confirmar essa afirmativa.

E, por fim, deve ser ressaltado que a aplicação de novos procedimentos de análise a dados já coletados acarreta custos significativamente inferiores àqueles associados à realização de novos experimentos.

2.2. O Experimento em Estudo

A compreensão do experimento avaliado nesse estudo de caso depende de algum conhecimento básico nas áreas de Termodinâmica, Química de Alimentos e Reologia de Fluidos. Muito das conclusões apresentadas e do rumo dado ao experimento, no que diz respeito a exploração dos níveis das variáveis independentes, encontram fundamentação teórica nessas três áreas.

Como o objetivo central desse trabalho é a avaliação do modelo de experimento adotado e a identificação de suas falhas através da análise estatística dos resultados obtidos, o experimento será detalhado a seguir e várias informações técnicas serão fornecidas, de modo que o leitor possa compreender o problema que está sendo estudado.

2.2.1. Noções gerais sobre o experimento e seus objetivos.

O processo de desidratação de alimentos em *drum-driers*, ou cilindros de secagem, teve seu apogeu nas décadas de 50 e 60. Foi maciçamente utilizado na indústria de laticínios para obtenção de leite e soro de leite em pó. As características operacionais do equipamento levaram, nos anos seguintes, ao desenvolvimento de outro processo de secagem, mais adequado a líquidos de baixa viscosidade (como o leite), chamado *spray-drying*, ou secagem por aspensão. Desde então, o *drum-drier* vem sendo utilizado majoritariamente na produção de frutas desidratadas e algumas misturas lácteas e de cereais onde a

caramelização do açúcar contribua na melhoria do sabor do material desidratado obtido.

Com a substituição do *drum-drier* pelo *spray-drier*, a utilização desse equipamento na indústria alimentícia apresentou um forte declínio. Da mesma forma, o número de trabalhos científicos explorando as capacidades desse equipamento diminuíram com o passar dos anos. No entanto, um grande número de empresas possuidoras de plantas de desidratação com *drum-driers* viram-se obrigadas a investigar as possibilidades de desenvolvimento de produtos utilizando esses equipamentos. O experimento apresentado neste trabalho foi parte de um projeto desenvolvido para uma dessas empresas.

A desidratação de frutas em *drum-driers* apresenta uma série de vantagens, principalmente aquelas relacionadas ao custo operacional do equipamento e à excelência do produto obtido. Entre as desvantagens da utilização desse processo pode-se citar a dificuldade na determinação das condições operacionais adequadas para secagem de produtos com características reológicas e de composição como polpas de frutas.

A análise da literatura escrita a esse respeito é pouco esclarecedora. A maioria dos autores centram suas atenções em considerações de pouca aplicação prática, como aspectos termodinâmicos da operação de secadores de superfície aquecida, e outras explorações de caráter puramente teórico (ver, por exemplo, Woodroof & Luh [1986]). A prática dessa operação é extremamente dificultada por problemas de adaptação da matéria-prima ao equipamento, determinação da formulação ideal do fluido de secagem, preparo do fluido antes da secagem, etc; isso sem falar na determinação das condições operacionais ideais do equipamento, como pressão de vapor, velocidade de rotação dos cilindros e espaçamento entre cilindros.

Dessa maneira e para facilitar a compreensão a cerca do processo e do experimento realizado, essa apresentação será dividida em três partes: a descrição do equipamento, considerações sobre sua operação e, finalmente, o experimento realizado.

O Equipamento

O *drum-drier* é um equipamento de secagem onde a troca térmica se dá através de uma superfície metálica aquecida. O equipamento consiste de um ou dois cilindros metálicos apoiados em um eixo central por onde é introduzido vapor super-aquecido, que, sob pressão dentro dos cilindros, transfere calor para a superfície externa (Charm, 1971).

Na realização desse experimento utilizou-se um equipamento do tipo *double drum-drier*, de tamanho semi-industrial, constituído de dois cilindros de ferro de 345 mm de diâmetro e 500 mm de comprimento, suspensos por dois eixos centrais, por onde era feita a alimentação de vapor d'água. O equipamento foi instalado em uma plataforma metálica a 1700 mm do solo. Os cilindros são externamente revestidos em cromo, sendo que seus eixos encontram-se alinhados a partir dos respectivos centros. O espaçamento entre os dois cilindros contíguos pode ser regulado por intermédio de um parafuso de graduação, sendo o espaçamento entre cilindros variável dentro do intervalo de 0 a 20 mm.

A alimentação dos cilindros é feita a partir do topo, sendo o material a ser desidratado conduzido através de uma tubulação metálica, com perfurações de 5 mm de diâmetro, espaçadas de 50 mm, até a zona entre os dois cilindros.

Na meia circunferência superior dos cilindros, em suas laterais externas (em oposição à zona de união entre eles), a aproximadamente 45° acima da linha dos eixos centrais, posicionam-se duas navalhas em aço inoxidável, as quais são utilizadas na remoção do material desidratado. Essas navalhas apresentam comprimento similar ao dos cilindros, com folgas de aproximadamente 5 mm nas extremidades. As navalhas são fixadas por meio de mancais.

Logo abaixo das navalhas e em ambos os lados de equipamento, encontram-se duas cunhas metálicas, destinadas a separar o material desidratado (removido pelas navalhas) do material ascendente, ainda nos cilindros. Essa separação é

indispensável, já que o contato do material desidratado com o vapor d'água desprendido pelo material ainda em processo de secagem no rolo não é desejável. As cunhas apresentam, na extremidade mais próxima às navalhas, dois dutos perfurados de aproximadamente 10 mm de diâmetro, os quais podem conduzir ar para refrigeração do material removido do cilindro. As cunhas apresentam comprimento similar ao das navalhas, com folgas de aproximadamente 5 mm nas extremidades laterais.

O material removido pelas navalhas é tracionado por dois rolos metálicos posicionados exatamente em frente às navalhas, a uma distância de 260 mm. Esses cilindros são denominados "rolos *take-off*" e possuem regulagem de velocidade independente dos cilindros secadores. O tracionamento do material desidratado desde a navalha é necessário, como se verá a seguir, para facilitar sua secagem e garantir a obtenção de uma coloração satisfatória.

Abaixo dos rolos *take-off*, em linha reta perpendicular ao eixo desses rolos, encontram-se duas calhas metálicas utilizadas no transporte do material desidratado, cada uma posicionada em um dos lados do equipamento. O transporte é realizado através de roscas sem fim até um moinho de pás, chamado *flaker*, posicionado na extremidade das calhas. A distância entre as laterais externas das duas calhas corresponde a largura da abertura superior do *flaker*.

O *flaker* é um moinho de pás que giram contra uma tela metálica perfurada. A abertura dos orifícios da tela (medida a partir da tabela *Mesh* de referência) determina o tamanho dos flocos obtidos após a moagem. O moinho *flaker* tem altura idêntica àquela da plataforma metálica sobre a qual está posicionado o equipamento.

Os demais acessórios constantes no equipamento compõem-se de uma coifa com motor (para retirada do vapor d'água liberado pelo material desidratado), além do próprio motor dos cilindros, esse com redutor de velocidade. O material a ser desidratado é preparado em uma panela metálica dotada de pás misturadoras e aquecimento através de uma camisa metálica de vapor.

A Fig. (2.1) apresenta um esboço dos equipamentos citados anteriormente e sua disposição para operação do equipamento. A Fig. (2.2) traz um perfil do secador de cilindros (*Drum Drier*) utilizado no experimento.

A Operação do Equipamento

Uma vez concluída a assepsia do equipamento e estando todos os acessórios checados quanto a seu funcionamento, pode-se iniciar a operação do *drum-drier*. Inicialmente, liga-se o motor de partida dos cilindros, regulando-se a velocidade para 1 RPM (normalmente essa velocidade corresponde ao ponto mínimo do redutor; não sendo esse o caso, é aconselhável utilizar essa velocidade na partida do equipamento).

Logo a seguir, inicia-se gradualmente a abertura dos registros de entrada do vapor d'água. A pressão de operação do equipamento deve ser determinada antecipadamente para que seja possível fixar-se o ponto final da operação de abertura do vapor. Mesmo trabalhando-se com pressões baixas de vapor (como, por exemplo, pressões de 1,5 ou 2,0 Kgf/cm²), o tempo de aquecimento dos cilindros costuma ser da ordem de 5 minutos. Nesse intervalo de tempo, tendo em vista a temperatura inicial dos cilindros, grande quantidade de líquido condensado será purgado do equipamento. É importante verificar se a operação de purga está ocorrendo de maneira satisfatória, já que eventuais falhas podem levar a um aquecimento desigual e precário da superfície dos cilindros.

Uma vez estando a pressão de vapor estabilizada no nível de operação desejado, regula-se o espaçamento entre os cilindros. Para o início da operação, é aconselhável trabalhar com os cilindros fechados ou com abertura mínima. Isso porque os primeiros jatos do fluído depositados sobre os cilindros, devido a sua pressão, tendem a escapar pela abertura. Assim, para evitar perdas de material, fecha-se a abertura entre os cilindros e regula-se o espaçamento durante a operação, após o abaixamento das navalhas.

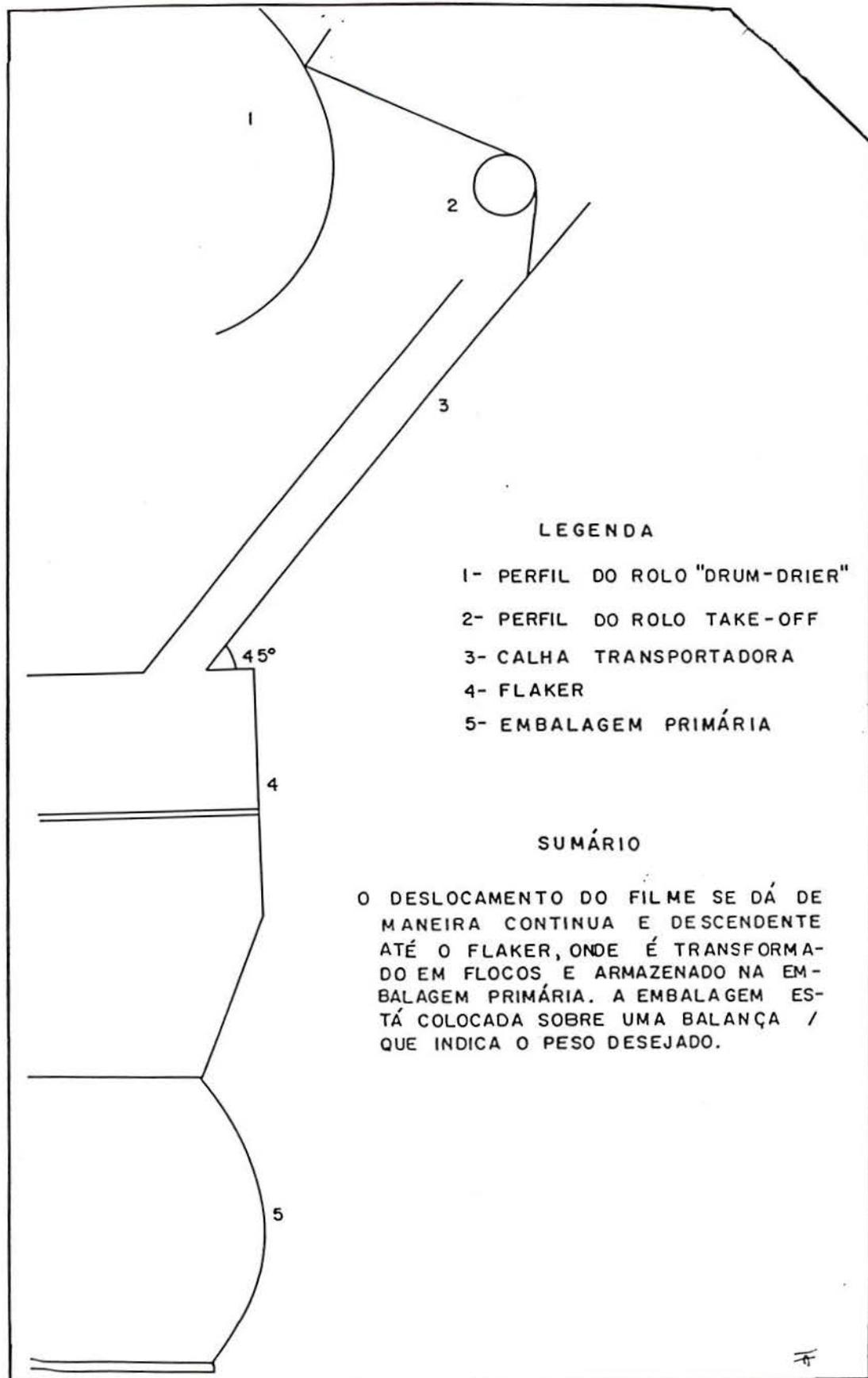
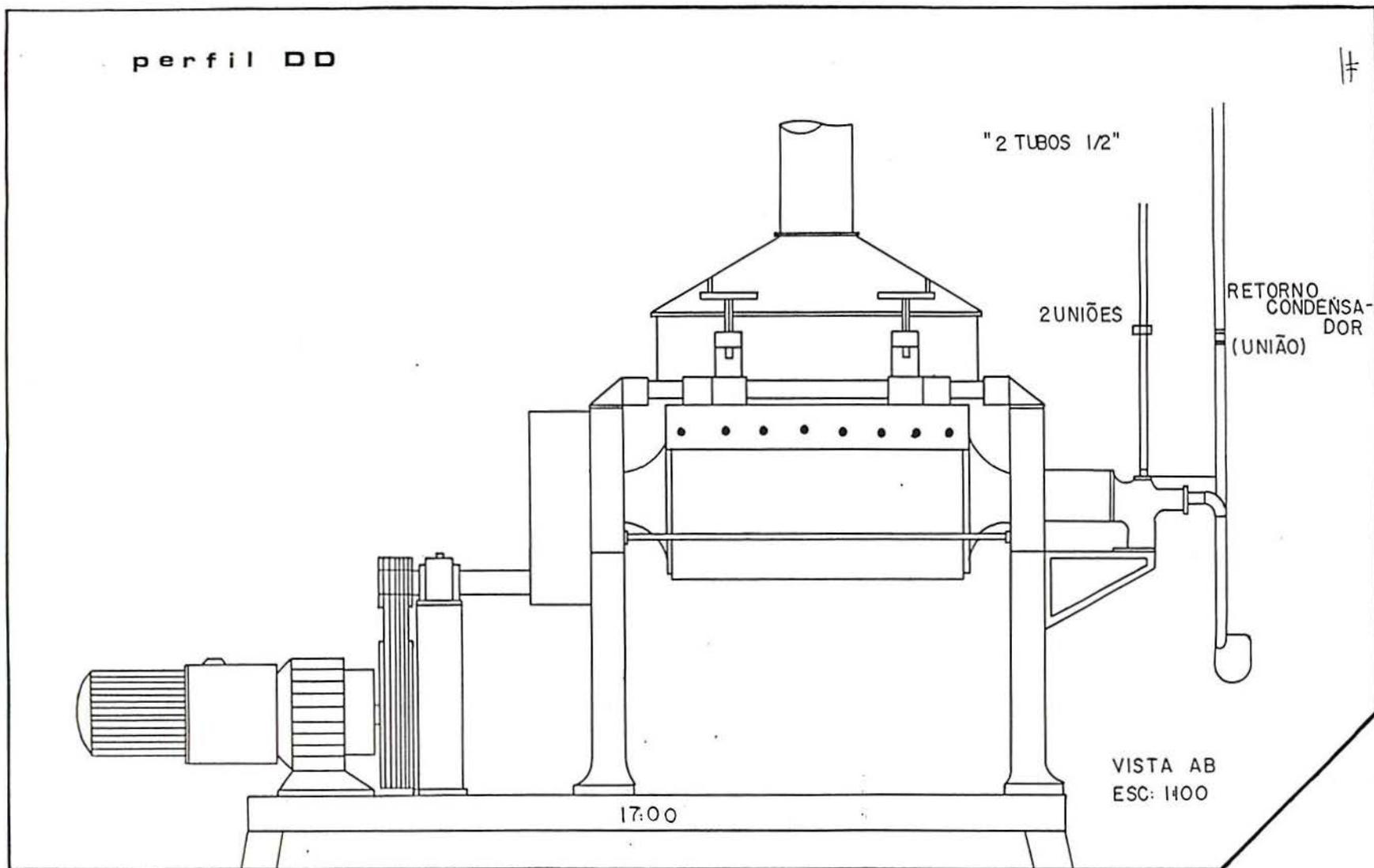


Figura 2.1. Perfil Simplificado de um DD em Funcionamento.

Figura 2.2. Vista Lateral de um Equipamento DD.



O próximo passo será o acionamento dos demais equipamentos acessórios (roscas sem fim, *flaker*, rolos *take-off* e coifa). Esses equipamentos devem ser checados antecipadamente, não devendo, assim, apresentar problemas na partida.

A seguir, aciona-se a bomba de alimentação. O fluido passará a ser depositado entre os cilindros, devendo-se controlar para que a altura da coluna de fluido não fique muito próxima a extremidade superior dos cilindros (para evitar transbordamentos). A altura mais indicada é a intermediária, pois evita acidentes e não permite um aquecimento demasiado do fluido.

As navalhas só devem ser baixadas sobre os cilindros após a formação de uma película do material na superfície. É normal a ocorrência de zonas queimadas no material no início da operação, já que até concluir o abaixamento das navalhas os cilindros já rodaram algumas vezes, superaquecendo o material aderido a eles. Esse primeiro material retirado dos cilindros deve, assim, ser desprezado.

As operações seguintes devem ocorrer simultaneamente, o que torna impossível a operação do equipamento por um único operador. A partir da primeira deposição de material nos cilindros e conseqüente abaixamento das navalhas, deve-se proceder a regulagem da abertura e velocidade dos cilindros, nos níveis normais de operação, além da condução do material descolado da navalha até os rolos *take-off*, com a ajuda de espátulas metálicas.

A regulagem da velocidade não apresenta maiores problemas, já que o próprio redutor do motor dos cilindros indica a velocidade aproximada em RPMs. O ajuste mais problemático é o do espaçamento entre os cilindros, já que esse deve ser medido através da espessura do material descolado pela navalha. A espessura, por sua vez, pode ser modificada pela tração dos rolos *take-off*, o que dificulta sua utilização como parâmetro de controle. Sendo assim, o mais indicado é verificar a adequação da abertura pela *umidade aparente* do filme (película de material retirada dos cilindros pela navalha) na saída da navalha.

Para que os rolos *take-off* possam operar satisfatoriamente, é necessário que o filme esteja suficientemente quente a ponto de apresentar características "plásticas", aderindo-se com facilidade no cilindro metálico, permitindo o tracionamento sem deslizamento. No caso do experimento em estudo, essa "plasticidade" ocorre em virtude dos açúcares fundentes presentes no filme aquecido. Como a transferência de calor do filme para o ar da seção de secagem é função da espessura da lâmina de material seco, a aderência sem deslizamentos nos rolos *take-off* pode ser um bom parâmetro para o controle do espaçamento entre os rolos.

Sendo a espessura do filme função da velocidade e do espaçamento, deve-se tomar o cuidado de, primeiramente, regular a velocidade, para então completar o ajuste do espaçamento.

Outro procedimento usualmente problemático é a deposição do filme descolado pela navalha sobre os rolos *take-off*. Quando as condições operacionais do equipamento forem muito diferentes daquelas consideradas ideais, o filme pode apresentar-se excessivamente úmido ou excessivamente seco, rompendo-se quando tracionado. Essa dificuldade, todavia, costuma ocorrer com menor freqüência a medida que os operadores tornam-se experientes quanto à operação do equipamento.

Tendo em vista o contato manual com o filme ocorrido na operação descrita acima, é aconselhável a utilização de luvas cirúrgicas por parte dos operadores, para evitar o risco de contaminações microbiológicas no material.

Uma vez ajustados todos os parâmetros de controle do equipamento, a operação torna-se bastante simplificada. Deve-se permanecer atento aos seguintes pontos:

- Aspecto do filme obtido (quanto a cor, umidade, eventuais acidentes com os rolos *take-off*, etc);
- Nível de alimentação do fluido entre os cilindros;
- Pressão de vapor e purga.

A operação de um *drum-drier* de tamanho industrial pode ser feita com dois ou três operadores.

O Experimento Realizado - Algumas Considerações Técnicas

As variáveis de controle do experimento-matriz foram divididas em dois grupos:

a) Variáveis de Composição - referem-se aos aditivos químicos e matérias-primas auxiliares utilizados na composição do fluido para secagem (que, doravante, será denominado *slurry*).

Essas variáveis e suas respectivas unidades de medida são:

Var. 1 - Amido de Milho (% em base seca);

Var. 2 - Ácido Cítrico (% em base seca);

Var. 3 - Ácido Ascórbico (% em base seca);

Var. 4 - Metabissulfito de Enxofre (g em base úmida);

Var. 5 - Monoestearato de Glicerila (% em base seca).

b) Variáveis Operacionais - referem-se aos parâmetros operacionais do equipamento *drum-drier*.

Essas variáveis e suas respectivas unidades de medida são:

Var. 6 - Temperatura do *slurry* (°C);

Var. 7 - Pressão de Vapor (Kgf/cm²);

Var. 8 - Espaçamento (mm);

Var. 9 - Velocidade (RPM).

Alguns comentários quanto as unidades de medida utilizadas fazem-se necessários. A maior parte das variáveis de composição foi medida a partir do percentual em base seca, quando o usual seria utilização do percentual total (incluindo o teor de umidade). Isso se deve ao fato da legislação reguladora da utilização de aditivos químicos em alimentos tabular os percentuais de utilização desses aditivos em base seca (o que é justificado pelo teor de umidade final do material desidratado, inferior a 3%).

Uma exceção ocorre no caso do Metabissulfito de Enxofre, onde se utiliza como unidade de medida gramas em base úmida. Isso ocorre em virtude desse composto químico ser extremamente

volátil, o que, em casos de processamento térmico intenso, demandaria análises para determinação dos valores residuais no material. Desta forma, a legislação rege sua utilização na matéria-prima *in natura*, descartando a necessidade de análises posteriores.

Além das variáveis apresentadas acima, algumas outras foram inicialmente controladas, sendo seu controle abandonado no decorrer do experimento. Uma dessas variáveis, o Extrato Seco do Slurry (medido em °BRIX), foi fixada após as primeiras rodadas do experimento num nível considerado satisfatório, permanecendo inalterado ao longo das rodadas. Esse procedimento de padronização simplificou o controle do experimento.

Em outros casos, foi impossível efetuar a padronização das variáveis, sendo melhor considerá-las como parte do erro aleatório. Duas dessas variáveis foram a temperatura e a umidade relativa do ambiente na sala de testes. Mais adiante serão feitas considerações pormenorizadas sobre essas e outras variáveis não constantes do modelo.

O fluxograma-padrão de procedimentos adotados na realização de cada rodada compreende os seguintes passos:

A banana, obtida em forma de purê em tambores assépticos de 200 Kg é, primeiramente, descarregada no painel de preparo do *slurry*. O purê é mantido sob agitação constante, sendo acionado o vapor na camisa metálica que circunda o painel. A temperatura da polpa de banana, controlada através de um termostato, é mantida à temperatura de teste (Var. 6).

Alguns itens de composição do *slurry* podem ser preparados e misturados previamente. São eles o Amido de Milho (Var. 1) e os Ácidos Cítrico e Ascórbico (Vars. 2 e 3). Esses ingredientes devem estar preparados em suas quantidades de teste e prontos para serem misturados à polpa de banana, antes mesmo da abertura do tambor asséptico. Estabeleceu-se esse procedimento para evitar qualquer tipo de oxidação na matéria-prima (seja pelas reações enzimáticas conhecidas, ou pela presença de limalhas de metal oriundas de atritos entre o misturador e as paredes do painel). Assim, a adição de antioxidante e quelante (Vars. 2 e 1, respectivamente), previne eventuais riscos de

oxidação, devendo ser feita antes mesmo do aquecimento da polpa.

O Monoestearato de Glicerila, por sua vez, só deve ser adicionado à polpa quando esta encontrar-se a uma temperatura superior a seu ponto de fusão (aprox. 46°C). O Monoestearato deve ser aquecido em um banho-maria (instalado na própria seção de testes) até a fusão completa, sendo então adicionado à polpa. Sua adição em temperaturas inferiores a 46°C dificulta sua homogeneização e o posterior andamento do teste.

Em testes onde há adição de Metabissulfito de Enxofre (Var. 4), este pode ser misturado aos ácidos e ao amido, sem necessidade de qualquer aquecimento prévio.

A polpa de banana, adicionada dessas matérias-primas auxiliares e aditivos químicos, passa a ser denominada *slurry*. Após um intervalo de 5 minutos, nos quais o *slurry* é homogeneizado, pode-se proceder a remessa do fluido aos cilindros.

Os procedimentos de operação do *drum-drier* foram descritos anteriormente, quanto a seus aspectos genéricos. A sua operação tendo como matéria-prima a polpa de banana, - um material com grande quantidade de açúcares na composição e componentes de aroma e sabor altamente voláteis -, apresenta, contudo, características particulares.

Antes de quaisquer considerações sobre o processo, é interessante verificar qual o resultado final *desejado* para o experimento.

O material desidratado deve ter umidade inferior a 3%, coloração amarelo clara homogênea, sabor característico e intenso da fruta *in natura*, sendo admitido um suave traço de caramelo na composição do sabor.

Quando reidratado, deve absorver a água com rapidez, sem formação de grumos, resultando numa pasta homogênea que lembre a polpa *in natura*. O material reidratado deve apresentar oxidação gradual, resistindo bem aos três primeiros minutos de exposição ao ar (com oxidação mais lenta que o da banana *in natura*).

O resultado final quanto ao desempenho do equipamento está mais ligado à confiabilidade do que à altos índices de produtividade. A utilização do *drum-drier* na desidratação de frutas apresenta um problema grave quanto a instabilidade operacional. Pequenas variações nos parâmetros de controle do equipamento e nas características do slurry podem levar o processo ao descontrole. Oscilações nas condições da sala de testes, no que diz respeito à temperatura e umidade relativa, podem também alterar as taxas de transferência de calor e massa entre o filme obtido e o ar ambiental, influenciando em alguma extensão o resultado do processo.

Tendo em vista o alto custo das matérias-primas e aditivos utilizados no processo, e sendo a taxa de conversão da matéria-prima em produto acabado da ordem de 5:1, a estabilidade do processo, com geração mínima de parcelas desconformes de material, passa a ser mais importante do que a produtividade em Kg/hora. Em outras palavras, um "prejuízo" relevante nesse processo seria aquele relacionado à produção de não-conformes, já que esses não poderiam ser reprocessados.

Para que seja possível obter um processo estável, com bom desempenho quanto à produtividade, é necessário ajustar os níveis dos parâmetros de controle de modo que pequenas oscilações destes não provoquem danos significativos no processo (ou seja, não resultem na geração de parcelas não-conformes de material desidratado). Ainda que não seja possível aplicar as técnicas de Projeto Robusto de Experimentos aos dados coletados no experimento (devido à escassez de informações quanto à variabilidade do processo), a determinação, ao final das análises, dos níveis ótimos dos parâmetros, conduz a uma situação similar àquela obtida através da utilização do Projeto Robusto. Isto é, identifica-se as condições ideais de processo, as quais, graficamente, corresponderiam ao ponto máximo de uma função que avaliase o desempenho desse processo. Nas vizinhanças do ponto máximo, o gradiente costuma ser pequeno, de modo que eventuais oscilações no processo (em torno desse ponto), praticamente não afetam o desempenho.

O processamento de polpas de frutas em *drum-drier*, conforme citado anteriormente, apresenta uma série de características particulares. Os componentes voláteis que compõem o sabor e aroma da fruta *in natura* devem ser preservados ao máximo no material desidratado. Desta forma, a exposição prolongada a temperaturas altas deve ser evitada. O tempo transcorrido entre o primeiro contato do *slurry* com os cilindros aquecidos, sua aderência, evaporação do conteúdo de umidade e demoldagem deve ser o menor possível.

Além da perda de componentes voláteis, a exposição prolongada ao calor tende a caramelizar os açúcares da polpa. Esta caramelização altera o sabor do material desidratado, podendo inclusive mascarar os componentes voláteis remanescentes. As condições operacionais, assim, devem ser tais que minimizem o contato entre o *slurry* e o cilindro aquecido.

Porém, existe um outro fator a ser considerado. A evaporação do *slurry* começa no momento de sua deposição entre os cilindros super-aquecidos. As características reológicas (que definem a mobilidade dos fluidos, majoritariamente em virtude de seu conteúdo de água) alteram-se a medida que a evaporação ocorre, aumentando a viscosidade e, conseqüentemente a tensão superficial do fluido. São essas alterações na reologia do *slurry* que proporcionam sua aderência aos cilindros e o conseqüente término da evaporação.

Compreende-se, assim, que a permanência do *slurry* em contato com os cilindros super-aquecidos está condicionada a esses dois fatores, devendo apresentar desempenho satisfatório em ambos os casos.

A alta incidência de açúcares dissolvidos no *slurry* cria um conjunto de circunstâncias particulares referentes a demoldagem do filme desidratado na navalha. Sem o auxílio dos rolos *take-off*, que tracionam o filme a partir da navalha, o material tenderia a aglomerar-se (em virtude dos açúcares fundentes), formando um filme espesso e de coloração escura. O resfriamento dos açúcares ocorre simultaneamente com o término da evaporação do material desidratado. O tracionamento do filme, assim, cumpre o objetivo de diminuir sua espessura,

facilitando a transferência de calor e massa para o meio externo.

O traçado de isotermas plotando o percentual de umidade em relação ao tempo de contato com o meio externo após o tracionamento do filme desidratado na navalha, permite a visualização da ocorrência dessas trocas com o ar. Na saída dos cilindros, no tempo zero, a umidade de um material obtido em condições ideais de processamento (com temperatura de 27°C e umidade relativa de 80% na sala de testes) é de 4.4%. Esse valor está acima dos 3% desejados. Após 1 minuto de exposição, enquanto o filme desidratado está descendo em direção ao *flaker*, a umidade baixa para 2.1%. A seguir, nos próximos dois minutos de exposição, o material passa a reabsorver a umidade do ar, chegando a 3% de umidade total. Como o tempo transcorrido entre a saída dos cilindros e o depósito na embalagem é, normalmente, inferior a 3 minutos, a umidade presente no material desidratado costuma ser inferior a 3%.

Somente a utilização dos rolos *take-off*, entretanto, não garante bons resultados quanto à demoldagem do material na navalha. É necessário a utilização de um agente demoldante, o Monoestearato de Glicerila (MSG - Var. 5). Esse composto químico compõe-se de uma mistura de monoéster de ácidos graxos com glicol. Além de atuar na demoldagem do filme, atua emulsionando o *slurry* juntamente com o Amido de Milho (Var. 1), e estabilizando eventuais traços de gordura presentes na matéria-prima.

O Amido de Milho, por sua vez, atua como agente emulsionante devido à sua propriedade de gelatinização a altas temperaturas (entre 62 e 72°C). A gelatinização deve preferencialmente ocorrer quando o *slurry* é depositado sobre os cilindros, após sua perfeita homogeneização, e não durante o preparo da mistura. Em situações onde o amido gelatinou-se antes da chegada aos cilindros, observou-se a formação de grumos, os quais eram visíveis posteriormente no material desidratado. Além de prejudicar o aspecto do produto, esses grumos podem, eventualmente, obstruir os orifícios da tubulação de alimentação.

A cor do material desidratado depende de vários fatores, como a coloração inicial da polpa, o seu escurecimento durante o preparo que antecede a desidratação e a intensidade da caramelização dos açúcares da polpa nos cilindros.

Alguns desses fatores são controláveis através da adição de antioxidantes e outros pelos níveis dos parâmetros operacionais do equipamento.

Nesse experimento foram utilizados três antioxidantes: os Ácidos Cítrico e Ascórbico (Vars. 2 e 3) e o Metabissulfito de Sódio (Var. 4). Quanto a esse último, sua utilização ficou reduzida a apenas 5 rodadas do experimento, apesar dos resultados obtidos terem sido satisfatórios. O Metabissulfito de Sódio é um aditivo químico cujo aspecto carcinogênico não encontra-se perfeitamente esclarecido, tendo sua utilização restrita a poucos tipos de alimentos, entre os quais não se incluem desidratados de frutas (a legislação brasileira rege sua utilização em polpas de frutas *in natura*, omitindo-se quanto à sua utilização em frutas desidratadas; a legislação européia não prevê a utilização desse aditivo em desidratados de frutas).

Quanto aos ácidos, sua utilização está prevista na legislação brasileira e européia, sendo seus efeitos perfeitamente conhecidos e reconhecidamente inócuos. Porém, desses ácidos aquele que efetivamente tem poder antioxidante é o ascórbico (o qual interfere retardando a ação da enzima polifenoloxidase, responsável pelo escurecimento da polpa). O ácido cítrico atua como sinergista (melhorando o desempenho antioxidante do ácido ascórbico) e como quelante. Os níveis de sua utilização no experimento estão abaixo daqueles previstos na legislação brasileira e européia. O mesmo ocorre com o Monoestearato de Glicerila.

O experimento foi executado em 40 rodadas, algumas das quais compuseram-se de repetições para confirmação de resultados. Foram retiradas 3 rodadas da tabulação de dados por tratarem-se de parcelas perdidas.

2.2.2. Apresentação dos Resultados

A coleta de dados obtidos nas rodadas do experimento é apresentada em duas versões. A primeira, como originalmente foram tabulados, é uma coleta totalmente subjetiva. Definiu-se *a priori* as características desejadas para o produto e processo e coletou-se impressões de caráter técnico sobre o andamento do experimento. Na segunda versão, os dados foram modificados e os resultados avaliados numericamente através de índices de desempenho.

2.2.2.1. Dados Originalmente Tabulados

A apresentação dos dados como originalmente coletados será feita através da apresentação de um quadro, onde os níveis de cada fator independente encontram-se descritos, seguidos de um relatório do resultado obtido.

Cabe observar que a descrição dos resultados baseou-se nos seguintes critérios:

- (a) Avaliação do desempenho do equipamento;
- (b) Avaliação do material desidratado obtido no equipamento;
- (c) Análise sensorial do material reidratado.

Nenhum valor numérico será apresentado nessa etapa, ainda que em algumas das rodadas tenha-se realizado medições de umidade do material desidratado obtido e produtividade do processo. Como esse não foi um procedimento padrão, tomou-se os resultados da maneira como foram coletados durante a realização do experimento.

Algumas expressões utilizadas no relatório de resultados das rodadas devem ser previamente introduzidas. Por *filme* entende-se o material desidratado obtido no drum-drier, antes da entrada no *flaker*; por *flaking* entende-se a operação de moagem do filme desidratado no *flaker*; por *extrato seco* entende-se a concentração de sólidos no *slurry*.

Em algumas rodadas utilizou-se a injeção de ar nas cunhas diretamente sob o filme, na saída das navalhas. Este procedimento foi posteriormente abandonado, já que não resultava em nenhuma melhora no processamento. Da mesma forma, alguns relatórios indicam a utilização de gás nitrogênio no *flaker* (através de um anel perfurado adaptado na extremidade inferior do moinho). O objetivo da utilização desse gás seria o de promover uma varredura da umidade presente na câmara do *flaker*, além do arraste de traços de umidade eventualmente presentes nos flocos desidratados descendentes. A utilização ou não desse gás, ao cabo de poucas rodadas, mostrou-se absolutamente indiferente, sendo então abandonada (já que sua utilização era significativa na composição de custos do produto).

O modelo de referência ou padrão citado nos relatórios e utilizado efetivamente como *benchmark* foi o produto "Banana Flakes", um alimento infantil desidratado produzido pela empresa americana Heinz Corporation.

Relatório de Experimentos:

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
01	2.5	0.0	0.0	0.0	1.0	55	5.0	0.5	1.75

Resultados Obtidos:

Teste para ajuste de equipamento. O filme apresentou-se úmido com partes queimadas. Não foi injetado ar nas cunhas para resfriamento do filme devido a problemas no compressor. A ausência de antioxidantes parece ter oxidado a polpa. As amostras coletadas não prestaram-se para análise sensorial. O filme obtido apresentou coloração marrom escura.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
02	2.5	0.0	0.0	0.0	1.0	55	5.0	0.5	2.00

Resultados Obtidos:

Antes do início da operação, todo o equipamento foi cuidadosamente lavado e esterilizado. Algumas tubulações com

problemas de vazamento foram consertadas. O compressor de ar foi posto em operação possibilitando um resfriamento mais uniforme do filme. O filme apresentou-se inicialmente úmido, estabilizando-se parcialmente no decorrer do teste. A vazão de ar nas cunhas foi satisfatória. O filme, na maioria das vezes, descia da navalha sozinho, porém era travado pelas cunhas (provavelmente por apresentar umidade excessivamente alta). O filme aderiu nas pás do flaker, impedindo o seu funcionamento. Grande parte do material obtido ficou retido na calha transportadora. Apesar disso, o filme obtido nessa rodada foi superior ao obtido no teste anterior. A coloração do floco obtida é marrom escura. O produto não prestou-se à degustação.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
03	5.0	0.5	0.2	0.0	1.0	70	6.5	0.5	2.70

Resultados Obtidos:

O filme apresentou-se uniforme, escuro e com dificuldade de descolar do rolo. A pressão de vapor, a abertura dos rolos, o nível do fluido entre os rolos e a velocidade foram variados no início do experimento, permanecendo, finalmente, nos valores registrados, sem obtenção de resultados satisfatórios. A injeção de ar nas cunhas pareceu insuficiente, porém não se obteve um filme que descolasse dos rolos sem tracionamento. A quantidade de filme lançado nas calhas transportadoras foi insuficiente, ocorrendo o transporte de apenas uma pequena parte dos flocos. Os flocos obtidos apresentaram coloração escura e reidratação extremamente precária. Não procedeu-se a análise sensorial.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
04	5.0	1.0	0.2	0.0	1.0	80	6.5	1.0	2.70

Resultados Obtidos:

Foram adicionados 10 litros de água à polpa para redução da viscosidade do slurry (a concentração padrão é de 22%), que devido ao aquecimento excessivo e prolongado apresentou evaporação excessiva. O filme não descolou da navalha durante o experimento, mesmo com ajuda de espátulas. Não se obteve resultados satisfatórios. Talvez o problema esteja justamente no aquecimento excessivo da polpa e no desbalanceamento do extrato seco. Não foi realizada avaliação sensorial.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
05	5.0	1.0	2.0	0.0	1.0	50	2.5	1.0	2.00

Resultados Obtidos:

O filme apresentou coloração razoável, descolando dos cilindros, ainda que enrugado. O flaker reteve grande parte dos flocos, resultando na obtenção de uma pequena quantidade de amostra. O material obtido apresentou-se úmido. As calhas transportadoras não puderam ser usadas. A reidratação foi precária e o purê reconstituído apresentou coloração escura e sabor de caramelo intenso. Para o teste seguinte deve-se variar somente os ácidos e os parâmetros do equipamento.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
06	5.0	0.0	2.0	0.0	1.5	70	6.5	1.2	1.90

Resultados Obtidos:

O filme apresentou-se bom. Os flocos obtidos no flaker estavam úmidos. Não tendo sido utilizados as calhas transportadoras, a umidade final é resultado de secagem insuficiente nos cilindros. A análise sensorial obteve os seguintes resultados: reidratação regular, coloração razoável, sabor e aroma excessivamente caramelados.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
07	5.0	0.0	2.0	0.0	1.5	70	6.5	1.2	1.90

Resultados Obtidos:

O filme descolou da navalha sem ajuda. Os flocos obtidos apresentaram-se secos, porém escuros. O flaker foi inertizado com gás nitrogênio, o qual foi injetado durante todo o teste para varrer a umidade do flaker e dos flocos descendentes. As calhas transportadoras retiveram cerca de 50% dos flocos (devido à umidade excessiva na sala e no próprio filme). A **reidratação dos flocos** apresentou-se bastante precária. Não procedeu-se a análise sensorial.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
08	5.0	0.0	2.0	1.0	1.5	60	6.5	1.2	1.90

Resultados Obtidos:

O filme apresentou-se claro e completamente seco. Para obtenção de flocos claros, adicionou-se metabissulfito de sódio. O filme foi constantemente tracionado desde a navalha. Esse procedimento diminui sua espessura e melhorou a coloração. O flaker reteve uma parte dos flocos devido a problemas de umidade excessiva na sala de testes. As calhas transportadoras não foram utilizadas. Operou-se o flaker com a tampa superior aberta, o que tornou injustificada a utilização do nitrogênio. A reidratação foi precária, provavelmente devido ao excesso de umidade residual nos flocos. Não procedeu-se à análise sensorial.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
09	5.0	0.0	2.0	1.0	1.8	60	6.5	1.2	1.90

Resultados Obtidos:

As calhas transportadoras foram novamente postas em funcionamento, permitindo assim a operação do flaker com a tampa superior fechada (o nitrogênio foi novamente utilizado). O filme foi tracionado desde a navalha (parece que essa prática vai ser permanentemente necessária, o que exigirá sua mecanização). O flocos obtido apresentou coloração mais clara que aquele do teste anterior. As calhas transportadoras retiveram mais de 50% do que foi produzido. O nitrogênio injetado não permitiu o empelotamento dos flocos após a moega. A reidratação foi boa, produzindo um purê relativamente homogêneo. A cor do reidratado foi muito boa e o sabor bom, apesar de ser possível perceber traços de caramelo.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
10	8.0	0.5	0.2	1.0	1.8	60	6.5	1.2	1.90

Resultados Obtidos:

O transporte do filme obtido foi feito utilizando-se as calhas. Houve injeção de nitrogênio no flaker. O filme foi tracionado desde a navalha para obtenção de coloração mais clara. Mais de 50% do que foi produzido ficou retido nas calhas (o que indica umidade alta do filme na saída dos cilindros). O nitrogênio utilizado não permitiu o empelotamento dos flocos, que apresentaram coloração boa e homogênea. Os flocos apresentaram-se mais escuros que o padrão. Ao serem reidratados, a coloração obtida foi insatisfatória. Sabor razoável.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
11	8.0	0.5	0.2	1.0	1.8	50	2.5	0.4	1.75

Resultados Obtidos:

A pressão de vapor foi reduzida nesse teste, visando a obtenção de um filme com coloração mais clara. Para evitar a maior retenção de material nas calhas, providenciou-se uma pistola de ar (para empurrar o material em direção ao flaker). O filme obtido foi claro, conforme o modelo de referência. A reidratação foi rápida, porém a coloração do reidratado foi insatisfatória.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
12	8.0	0.5	0.2	1.5	1.8	70	1.5	0.4	1.50

Resultados Obtidos:

O filme obtido a pressão de vapor de 1,5 kgf/cm² foi extremamente seco e claro. Este filme foi acondicionado em sacos de papelão, sendo posteriormente despejados no flaker. Os flocos obtidos apresentaram-se claros e soltos. A reidratação foi boa, com obtenção de um purê homogêneo. O reidratado apresentou coloração típica da fruta, mas pode-se perceber traços de enxofre no sabor e aroma. No global, a amostra obtida equiparou-se ao padrão de referência.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
13	0.0	0.0	0.1	0.0	1.8	50	4.2	1.0	2.70

Resultados Obtidos:

Primeiro teste realizado com polpa de banana sem adição de amido de milho. O produto obtido foi extremamente desuniforme. O filme, na maioria das vezes, foi obtido com umidade alta, não sendo passado no flaker. O amido parece ser indispensável como agente de liga e emulsionante da polpa, porém um processamento **totalmente isento de amido** não pode ser descartado.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
14	4.0	0.0	0.1	0.0	1.8	50	1.7	0.5	1.50

Resultados Obtidos:

O filme obtido foi claro e seco, similar aquele obtido no teste 12. A reidratação foi boa. O sabor do reidratado foi bastante superior. A reidratação resultou numa polpa de coloração razoável.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
15	5.0	0.0	0.1	0.0	1.8	90	1.7	0.5	1.50

Resultados Obtidos:

Os flocos obtidos foram de qualidade boa, apesar de apresentarem zonas com coloração esbranquiçada. O aquecimento excessivo do slurry resultou na formação de grumos de amido, prováveis responsáveis pelas frações esbranquiçadas. A reidratação foi razoável, porém a coloração do reidratado foi totalmente insatisfatória. Não procedeu-se a análise sensorial.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
16	5.0	0.0	0.1	0.0	1.8	60	1.7	1.0	2.70

Resultados Obtidos:

Alguns problemas na purga ocorridos no teste anterior foram solucionados, porém, ao preço de um sensível aumento na umidade e temperatura da sala de testes (o teste anterior aqui referido foi retirado dessa apresentação por tratar-se de uma parcela perdida). O filme obtido foi de excelente qualidade, porém não resistiu ao *flaking* (devido a problemas de umidade excessiva na sala de testes e no próprio filme). A reidratação foi relativamente boa. A coloração do reidratado apresentou-se levemente escurecida e o sabor foi considerado bom.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
17	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	2.7	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

O filme obtido foi claro e completamente seco, porém não resistiu ao *flaking* (problemas de umidade na sala e no próprio filme). A análise sensorial ficou prejudicada pelas limitações da própria amostra recolhida. A reidratação foi regular, obtendo-se um purê de consistência razoável, mas coloração escura. Não procedeu-se a degustação.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
18	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	2.7	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

Filme seco, com obtenção de flocos igualmente secos no flaker. A reidratação foi satisfatória, mas a coloração da polpa apresentou sinais de manchamento (por contaminação). Pelo tipo de mancha, a contaminação provavelmente deve ser originária do estator da bomba de alimentação. A degustação foi satisfatória, com sabor e aroma bons.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
19	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

Este foi o primeiro teste realizado após a troca da bomba de alimentação. A bomba anteriormente utilizada havia sido substituída pela bomba utilizada no início dos testes. Devido a composição da borracha do estator, estava resultando em problemas de manchamento na polpa. Volta-se, assim, a utilizar a bomba antiga. *(Houve uma parcela perdida entre os testes 18 e 19, que não será apresentada nesse relatório)*. A polpa utilizada nesse teste não permitiu a realização de degustação, por haver suspeitas de problemas microbiológicos. Pode ser avaliada quanto ao desempenho do equipamento e coloração do desidratado. O material obtido foi de excelente qualidade em termos de coloração. O filme obtido foi totalmente seco, não apresentando problemas de retenção nas calhas ou no flaker. A reidratação foi boa, resultando numa massa homogênea, de coloração insatisfatória.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
20	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	4.5	1.0	2.40

Resultados Obtidos:

Aumentou-se a pressão para melhorar a produtividade. O filme obtido nesse teste foi de boa qualidade, apesar de apresentar algumas partes queimadas. A reidratação foi **relativamente boa**, resultando numa pasta de coloração escurecida e sabor caramelado.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
21	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	4.2	1.6	3.20

Resultados Obtidos:

Obteve-se um filme de excelente qualidade, seco e com coloração muito boa (superior a do padrão). A reidratação foi satisfatória, resultando num purê homogêneo, mas levemente escurecido. Apresentou sabor e aroma bons na degustação.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
22	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

Foi obtido um produto seco, de ótima qualidade, o qual foi embalado para ser utilizado como amostra (provisória) junto a clientes interessados. A reidratação foi boa, resultando num purê homogêneo, de coloração levemente escurecida e sabor bom.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
23	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

O filme obtido foi de ótima qualidade, seco e com coloração clara. A reidratação foi boa, resultando numa pasta homogênea, de coloração levemente escurecida e sabor bom.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
24	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	2.40

Resultados Obtidos:

Sensível melhoria no desempenho do equipamento e no material desidratado obtido. Os flocos obtidos foram de boa qualidade, com retenção mínima de material nas calhas transportadoras e no flaker (o que indica umidade dentro do esperado). A reidratação foi boa, com obtenção de um purê liso e homogêneo. A coloração do reidratado foi escura. O sabor foi considerado muito bom.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
25	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50

Resultados Obtidos:

Teste satisfatório com produção inferior à do teste anterior (a quantidade de material recolhido foi menor). Recolheu-se amostras para montagem de um painel comparativo com a amostra recolhida no teste anterior. Na comparação, o sabor, aroma e cor do material reidratado a partir da amostra coletada nesse teste (teste 25) foi um pouco superiores, quando comparados a amostra recolhida no teste 24. Em termos de reidratação, o resultado foi melhor que no teste anterior.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
26	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.8	1.5	3.25

Resultados Obtidos:

O material obtido foi seco e de boa qualidade. A reidratação foi razoável, com obtenção de um purê homogêneo, levemente escurecido e com sabor razoável.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
27	5.0	0.1	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.50

Resultados Obtidos:

Teste para recolhimento de amostras. Obteve-se um filme claro e seco. A reidratação foi razoável, com formação de um purê homogêneo. A coloração foi considerada aceitável. O sabor foi considerado bom.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
28	5.0	0.1	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.50

Resultados Obtidos:

Teste para confirmação de resultado. Filme claro e seco, idêntico ao teste anterior. Aproveitou-se para recolhimento de amostras (para uso comercial).

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
29	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25

Resultados Obtidos:

Testou-se uma pequena alteração na fórmula e nos parâmetros de operação. O filme obtido foi seco e claro, idêntico aquele obtido no teste anterior. Na reidratação, porém, apresentou-se um pouco mais escurecido, com sabor um pouco pior se comparado ao teste anterior.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
30	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25

Resultados Obtidos:

Repetiu-se o teste anterior, para recolhimento de amostras e confirmação de resultados.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
31	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25

Resultados Obtidos:

Repetiu-se o teste anterior, para recolhimento de amostras e confirmação de resultados.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
32	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25

Resultados Obtidos:

Repetiu-se o teste anterior, para recolhimento de amostras e confirmação de resultados.

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
33	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00

Resultados Obtidos:

O filme obtido apresentou coloração excelente (superior ao padrão, antes da reidratação), com alta taxa de produtividade. A reidratação foi boa, com obtenção de um purê homogêneo e com coloração ótima. O sabor foi considerado ruim, excessivamente ácido. O aroma foi considerado bom.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
34	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00

Resultados Obtidos:

Repetiu-se o teste anterior, para confirmação de resultado.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
35	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00

Resultados Obtidos:

Repetiu-se o teste anterior, para confirmação de resultado.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
36	5.0	0.7	0.7	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.50

Resultados Obtidos:

O filme obtido foi claro e seco. Os parâmetros operacionais atingiram o melhor nível desde o início dos testes, com excelente índice de produtividade. A reidratação foi muito boa, com obtenção de um purê claro e liso. A coloração do reidratado foi muito boa, o sabor levemente ácido, mas muito bom e o aroma superior ao padrão.

Rodada nº	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc. (RPM)
37	5.0	0.7	0.7	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.50

Resultados Obtidos:

Teste para confirmação do resultado obtido no teste anterior. O material obtido é muito bom, superior ao padrão sob todos os aspectos. A coloração do material desidratado é mais amarelada que o padrão, mas isso deve-se (provavelmente) a diferenças de coloração na matéria-prima (não estando relacionado à caramelização excessiva nos cilindros). Os parâmetros operacionais permitem uma operação estável do equipamento, com alto rendimento. O resultado obtido tanto para fórmula quanto para o equipamento foram considerados muito bons.

Tabela 2.1. Quadro-Resumo das variações nos níveis dos fatores independentes:

Rodada n°	Amido (%)	Ac.Cit (%)	Ac.Asc (%)	SO ₂ (g)	MSG (%)	Temp. (°C)	Pres. (Kgf)	Espçto (mm)	Veloc (RPM)
01	2.5	0.0	0.0	0.0	1.0	55	5.0	0.5	1.75
02	2.5	0.0	0.0	0.0	1.0	55	5.0	0.5	2.00
03	5.0	0.5	0.2	0.0	1.0	70	6.5	0.5	2.70
04	5.0	1.0	0.2	0.0	1.0	80	6.5	1.0	2.70
05	5.0	1.0	2.0	0.0	1.0	50	2.5	1.0	2.00
06	5.0	0.0	2.0	0.0	1.5	70	6.5	1.2	1.90
07	5.0	0.0	2.0	0.0	1.5	70	6.5	1.2	1.90
08	5.0	0.0	2.0	1.0	1.5	60	6.5	1.2	1.90
09	5.0	0.0	2.0	1.0	1.8	60	6.5	1.2	1.90
10	8.0	0.5	0.2	1.0	1.8	60	6.5	1.2	1.90
11	8.0	0.5	0.2	1.0	1.8	50	2.5	0.4	1.75
12	8.0	0.5	0.2	1.5	1.8	70	1.5	0.4	1.50
13	0.0	0.0	0.1	0.0	1.8	50	4.2	1.0	2.70
14	4.0	0.0	0.1	0.0	1.8	50	1.7	0.5	1.50
15	5.0	0.0	0.1	0.0	1.8	90	1.7	0.5	1.50
16	5.0	0.0	0.1	0.0	1.8	60	1.7	1.0	2.70
17	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	2.7	0.8	1.50
18	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	2.7	0.8	1.50
19	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50
20	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	4.5	1.0	2.40
21	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	70	4.2	1.6	3.20
22	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50
23	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50
24	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	2.40
25	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	2.5	0.8	1.50
26	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.8	1.5	3.25
27	5.0	0.1	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.50
28	5.0	0.1	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.50
29	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25
30	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25
31	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25
32	5.0	0.0	0.1	0.0	1.5	60	5.0	1.5	3.25
33	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00
34	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00
35	5.0	1.0	0.8	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.00
36	5.0	0.7	0.7	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.50
37	5.0	0.7	0.7	0.0	1.5	60	5.0	1.5	4.50

2.2.2.2. Dados Modificados para Análise

A primeira etapa do trabalho de modificação dos dados para análise consistiu-se da definição de um índice composto de valores numéricos que avaliassem quantitativamente os resultados descritos nos relatórios de testes. Para cada rodada, associou-se um valor global, correspondente ao desempenho do material obtido e ao desempenho do equipamento. Foram criados, para tanto, duas matrizes de valores, com critérios distintos.

A primeira dessas matrizes corresponde aos valores de MED, média aritmética da avaliação do desempenho do equipamento e do material desidratado obtido em cada rodada.

A segunda diz respeito aos valores de $INDEQ_1$ e $INDEQ_2$, valores obtidos através de uma formulação alternativa do modelo apresentado por El-Sayed & Chen (1993) e por Leon, Shoemaker & Kackar (1987) para avaliação do desempenho de produtos com múltiplas características. Trata-se, na verdade, de uma generalização da função de perda apresentada por Taguchi, Elsayed & Hsiang (1990).

A criação dessas matrizes de dados tornou possível a avaliação estatística dos resultados do experimento e também a comparação dos resultados obtidos para MED e INDEQ, verificando as vantagens da utilização de cada índice e determinando o mais eficiente dos dois.

Cada índice será apresentado dentro de um sub-item em separado, após uma introdução teórica a cerca dos critérios utilizados para determinação dos valores apresentados.

A. O Índice MED

O índice MED foi obtido a partir da média aritmética de dois parâmetros de desempenho: os parâmetros de avaliação do material (MAT) e de avaliação do equipamento (EQP).

Os critérios utilizados na composição de MAT foram os seguintes:

Como a avaliação do material desidratado obtido nas rodadas do experimento deve basear-se nos relatórios de análises sensoriais, optou-se pela utilização da escala numérica (1-10) para classificar as impressões descritas. Cada número dessa escala corresponde a uma classificação de desempenho do material na análise sensorial, conforme se segue:

- 1 - Péssimo;
- 2 - Muito Ruim;
- 3 - Ruim;
- 4 - Razoável (-);
- 5 - Razoável;
- 6 - Razoável (+);
- 7 - Médio;
- 8 - Bom;
- 9 - Muito Bom (equivalente ao padrão);
- 10 - Excelente (superior ao padrão);

Essa escala de classificação foi baseada nas escalas apresentadas por Moraes (1985) para testes sensoriais. As adaptações na escala foram feitas no sentido de adaptar os níveis de desempenho àqueles apresentados nos relatórios do experimento.

A composição de MAT foi feita a partir da avaliação de alguns aspectos sensoriais relevantes no material. São eles a COR, tanto para o material seco quanto para o reidratado, o SABOR e AROMA do material reidratado, e a REIDRATAÇÃO, avaliada a partir da velocidade de absorção da água de reidratação pelos flocos e do aspecto do material reidratado quanto a recomposição da polpa *in natura*.

O único item avaliado tanto no material seco quanto no material reidratado foi a COR. Sob essa denominação foram avaliados a aparência do filme formado, a homogeneidade de sua coloração e a manutenção de uma espessura constante. A avaliação dos demais itens sobre o material seco é pouco relevante.

A composição de EQP foi feita adotando-se uma metodologia similar. Adotou-se a mesma escala apresentada acima, desconsiderando-se, entretanto, as observações a cerca do

padrão. Os itens avaliados foram a UMIDADE do material desidratado antes do *flaking*, APARÊNCIA do filme tracionado desde a navalha (material queimado, com manchas, torrado ou excessivamente seco) e PRODUTIVIDADE.

Parece redundante avaliar a umidade do filme, já que a mesma avaliação será feita, posteriormente, com relação aos flocos. Porém, as inúmeras observações sobre retenção de material nas calhas transportadoras e no *flaker* constantes nos relatórios não podem ser desprezadas, já que indicam a inadequação dos parâmetros operacionais adotados nessas rodadas.

Da mesma maneira, a avaliação da aparência do filme obtido, freqüentemente reportada nos relatórios, indica a maior ou menor adequação dos mesmos parâmetros operacionais, mas leva também em consideração a formulação do *slurry*. A partir desse item de avaliação é possível ter uma idéia dos efeitos de alterações na formulação sobre o desempenho do equipamento.

Com respeito ao item produtividade, é necessário frisar que o aspecto considerado mais importante nessa avaliação diz respeito à estabilidade (ou confiabilidade) do processo sob determinadas condições. Em outras palavras, uma rodada com avaliação boa quanto à produtividade indicaria a obtenção de parâmetros "robustos" de operação (analogamente ao que foi descrito por Phadke [1989]). Esse aspecto é muito mais relevante no desenvolvimento desse processo do que a obtenção de níveis altos de produtividade (classicamente medida em Kg de material desidratado/h.m²), conforme já foi discutido no item 2.2.1.

Uma vez tendo sido definidos todos os itens de avaliação na composição dos índices, é importante conhecer os critérios adotados na leitura dos relatórios de resultados do experimento.

Uma avaliação consistente dos relatórios só pode ser feita observando-se dois pontos importantes: o desconhecimento (a) dos níveis das variáveis independentes dentro de cada rodada e (b) da classificação da rodada dentro do cronograma de realização do experimento.

A separação dos relatórios de resultados da descrição dos níveis das variáveis independentes foi bastante simples. A aleatorização dos relatórios, todavia, exigiu um pouco mais de atenção.

Em alguns relatórios de resultados, é fácil o leitor situar a rodada cronologicamente dentro do experimento. Veja-se, por exemplo, o que ocorre na rodada nº 1. O relatório começa com a frase "Rodada para ajuste de equipamento...", a partir da qual é fácil deduzir tratar-se do início do experimento. Em alguns outros relatórios (Rodadas nº 7 e nº 9), detalhes como a utilização de nitrogênio também identificam a posição da rodada dentro do experimento. Em outros casos, como no relatório da Rodada nº 02, o resultado obtido é comparado com o teste anterior. Essas comparações são muito importantes na avaliação do experimento e devem ser levadas em conta.

Adotou-se, assim, o seguinte procedimento. Cada relatório foi copiado, separadamente, em uma folha, sem qualquer tipo de identificação e sem as variáveis independentes. Todos os comentários considerados irrelevantes na avaliação da rodada e que pudessem comprometer a aleatoriedade foram eliminados. Assim, a utilização do gás nitrogênio, a injeção de ar nas cunhas, a utilização de ar comprimido nas calhas transportadoras, bem como comentários como "Rodada para ajuste de equipamento..." foram suprimidos dos relatórios.

Os relatórios cuja avaliação de resultados era feita em comparação com rodadas passadas foram mantidos na seqüência original, sendo apresentados como um relatório duplo. Esse procedimento preserva o valor das informações, permite uma avaliação justa da melhoria obtida a partir das modificações nos parâmetros de teste, sem comprometer de maneira significativa a aleatoriedade da análise.

É importante ressaltar que todos esses cuidados foram tomados tendo em vista diminuir os riscos de uma avaliação tendenciosa, baseada em uma opinião especializada, já que o técnico responsável pela avaliação dos relatórios foi o mesmo responsável pela realização do experimento.

Os mesmos relatórios assim preparados para análise de EQP e MAT foram utilizados na composição do índice INDEQ como se verá mais adiante. Os resultados obtidos para cada rodada quanto as avaliações de MAT, EQP e MED estão resumidos na tabela a seguir:

Tabela 2.2. Resultados das Avaliações das Rodadas do Experimento.

Rodada nº	MAT	EQP	MED
01	1.0	1.0	1.0
02	2.0	3.0	2.5
03	1.0	2.0	2.0
04	1.0	2.0	2.0
05	4.0	3.0	3.5
06	5.0	4.0	4.5
07	4.0	5.0	4.5
08	8.0	6.0	7.0
09	7.5	6.0	6.7
10	4.0	7.5	5.7
11	6.0	6.0	6.0
12	8.5	7.0	7.7
13	1.0	5.0	3.0
14	8.0	5.5	6.7
15	4.0	4.0	4.0
16	6.5	8.0	7.2
17	5.0	8.0	6.5
18	5.0	8.5	6.7
19	7.0	8.0	7.5
20	4.5	7.5	6.0
21	7.0	8.5	7.7
22	7.0	8.5	7.7
23	7.0	8.5	7.7
24	7.5	9.0	8.2
25	8.0	7.5	7.7
26	7.0	8.5	7.7
27	7.5	8.5	8.0
28	7.5	8.5	8.0
29	7.0	8.0	7.5
30	7.0	8.0	7.5
31	7.0	8.0	7.5
32	7.0	8.0	7.5

Tabela 2.2. Resultados das Avaliações das Rodadas do Experimento (Continuação).

Rodada nº	MAT	EQP	MED
33	6.0	9.5	7.7
34	6.0	9.5	7.7
35	6.0	9.5	7.7
36	9.0	9.5	9.2
37	9.0	9.5	9.2

B. O Índice INDEQ

O índice INDEQ foi concebido a partir da função quadrática de perda descrita por Taguchi (Taguchi, Elsayed & Hsiang [1990]). Trata-se de um modelo aditivo bastante simplificado através do qual a função de perda pode ser utilizada em problemas com múltiplas características de qualidade.

Para características de qualidade do tipo "Nominal-é-Melhor", a função de perda de Taguchi (relativa a uma observação individual da característica de qualidade em estudo) pode ser descrita como se segue:

$$L(y,T) = k (y - T)^2 \quad (\text{Eq. 2.1})$$

onde:

L é a perda financeira;

y é o valor da característica de qualidade, conforme medido no item que está sendo considerado;

T é o valor ideal (ou alvo) para essa característica de qualidade;

k é uma constante que transforma o desvio do alvo em unidades financeiras.

Essa equação fornece um resultado que indica a perda em unidades monetárias [\$] sofridas pela produção de não-conformes (isto é, quando um processo ou produto é desviado de seu valor ideal, ou alvo). O termo $(y - T)$ mede a amplitude do desvio da variável y com relação ao seu valor alvo, denominado por T . A

constante k , por sua vez, pondera a perda monetária relacionada à amplitude do desvio, sendo determinada a partir de inúmeras considerações pertinentes ao produto ou processo (por exemplo, custo de assistência técnica, de reposição da peça defeituosa, de danos à imagem do fabricante, etc).

Utilizando-se como base a equação descrita acima Eq. (2.1), fez-se uma adaptação que pudesse ser utilizada em problemas com múltiplas características de qualidade, conforme citado anteriormente. Ou seja, ao invés de um único valor de y , passou-se a utilizar um valor de Y_j que correspondesse a cada característica de qualidade do processo ou produto. Da mesma forma, a constante k passou a ser denominada k_j , correspondendo à perda (monetária) associada a cada unidade de desvio do valor-alvo relativo a cada característica de qualidade⁶.

A equação foi reescrita da seguinte forma:

$$\text{INDEQ}(i) = \text{Sum}_j k_j (\text{CQ}_j(i) - T_j)^2 \quad (\text{Eq. 2.2})$$

Os índices j e i correspondem, respectivamente, as características de qualidade (que passarão a ser denominadas CQ_j) e às rodadas do experimento (nesse caso, i variando de 1 a 37).

Os valores de CQ_j e k_j são definidos de acordo com as características do experimento a ser avaliado. O valor de T_j corresponde ao alvo ou valor desejado para cada característica de qualidade (anteriormente denominado T e referente a uma única variável de controle).

O objetivo é encontrar os níveis ótimos dos parâmetros do processo que minimizem a função de perda definida pelo INDEQ. Poderia-se separar os termos que compõe a função, reescrevendo a equação da seguinte maneira:

$$L_j = \text{Sum}_i k_j (\text{CQ}_j(i) - T_j)^2 \quad (\text{Eq. 2.3})$$

⁶ A mesma equação definida em Eq. (2.2) foi apresentada para duas características de qualidade por Tribus & Szonyl (1989).

onde L_j é a perda associada à característica de qualidade j . O índice j varia de 1 a J (J = número de características de qualidade). Assim, a equação pode ser reescrita como:

$$\text{INDEQ}(i) = L_1 + \dots + L_n \quad (\text{Eq. 2.4})$$

Cabe salientar que a expressão do INDEQ, aplicada a observações individuais, implicitamente considera o efeito da variabilidade e da média. Isto é, valores menores de INDEQ são obtidos em uma região onde a média está próxima do alvo ou quando a variabilidade é pequena.

Uma abordagem alternativa e fundamentalmente diferente da avaliação de processos com múltiplas características foi proposta por Elsayed & Chen (1993). Nesse caso, a variabilidade passa a ser considerada como uma função da variável de resposta, sendo necessário transformar os dados para que a variabilidade possa ser estabilizada. A partir dos dados transformados, determina-se os valores ótimos para os parâmetros de controle que serão, posteriormente, calibrados através dos parâmetros de ajuste (pouco influentes sobre a variabilidade) para levá-los ao valor-alvo (descrições mais detalhadas sobre esse índice, denominado PerMIA, para comparação com o índice INDEQ, podem também ser encontradas em Dehnad [1989]).

A avaliação de um experimento com múltiplas características utilizando o índice INDEQ deve ser iniciada com a definição das CQs de interesse e dos valores para as constantes k .

No experimento-matriz, pode-se identificar 6 características de qualidade influentes sobre a avaliação global do produto ou processo. Analogamente ao que foi visto na definição do índice MED, as CQs estão divididas em dois grupos (a terminologia utilizada a seguir foi adotada durante a execução do experimento e mantida por razões históricas, sendo de aplicação restrita a esse estudo):

- Características relativas ao processo:

UMIDADE - análise da umidade do material obtido no equipamento, sob as condições operacionais descritas para a rodada;

APARÊNCIA - apesar de ser uma característica de determinação sensorial, é considerada como característica de processo por referir-se a aparência do material antes do *flaking* (os itens avaliados na composição dessa característica foram previamente definidos). Essa característica, assim, depende diretamente das condições de processamento.

PRODUTIVIDADE - determina a estabilidade (confiabilidade) e rendimento do processo.

- Características relativas ao material:

COR - refere-se a coloração do material reidratado. É de extrema importância para o usuário do material, já que sua utilização é feita, na quase totalidade dos casos, em contato com água ou outros líquidos.

SABOR e AROMA - o item "sabor" é bastante importante; o item "aroma", por sua vez, é de importância secundária, por subentender-se que um material desidratado perca grande parte de seus componentes aromáticos durante o processamento térmico. Esse item deve ser avaliado após a reidratação do material.

REIDRATAÇÃO - como o material foi obtido a partir da matéria-prima *in natura*, é preciso certificar-se de que o material, após reidratação, volte à forma inicial.

A definição das CQs segue os mesmos critérios adotados para composição do índice MED. Acredita-se, porém, que a definição de medidores de importância ou pesos para cada CQ (representados pelas constantes k), torne o cálculo de INDEQ metodologicamente mais consistente que o cálculo de MED.

Os valores de k foram definidos tendo em mente os aspectos mercadológicos e econômicos de cada CQ. Como seria muito difícil determinar a perda monetária referente a cada k , mediu-

se a influência (ou peso de participação) de cada CQ sobre a perda financeira total. Em última análise, avaliou-se quais aspectos eram mais ou menos importantes para o cliente ou usuário do produto (e relevantes em termos de perdas financeiras). Assim sendo, o índice INDEQ não traduz a perda financeira em si, mas seu valor é linearmente proporcional a essa perda. As considerações técnicas a respeito das variáveis dependentes devem, também, estar direcionadas à maximização da satisfação do usuário do material.

Algumas considerações sobre as CQs são importantes:

1º *Quanto à umidade* - esta característica é determinante da vida útil do material, pois a proteção da embalagem só será efetiva se a umidade (ou, mais apropriadamente, a atividade de água, a_w , do material desidratado) estiver nos níveis previstos no projeto da embalagem. Se o usuário receber o material com níveis superiores aos indicados na especificação técnica, poderá rejeitá-lo e, eventualmente, não repetir a compra. Por esse motivo, o índice k_1 correspondente à essa CQ, tem o valor igual a 1,0.

2º *Quanto à aparência* - esta CQ está associada à CQ "Cor" (referente ao material). Dificilmente haverá casos em que um material de aparência ruim resulte num reidratado de coloração satisfatória. Porém, a situação inversa é perfeitamente possível, o que não justificaria um valor de k muito alto (é mais adequado reservá-lo para a CQ "Cor"). Assim, arbitrou-se um valor para k_2 , correspondente a essa CQ, de 0,5.

3º *Quanto à produtividade* - apesar de ser uma característica importante, não pode ser considerada crucial, já que a composição de custos do material admite variações significativas nas taxas de rendimento. Ou seja, o intervalo dentro do qual a taxa de produtividade pode variar é relativamente grande, não influenciando significativamente o preço final do produto. Por esse motivo, arbitrou-se um valor para k_3 igual a 0,7.

4º Quanto à cor - entre as CQs relativas ao material essa, juntamente com o "sabor", é a mais importante. O material, após reidratação, deve desenvolver uma curva de oxidação (escurecimento) similar aquela do material *in natura* (esses detalhes foram discutidos mais extensamente no item 2.2.1). O valor de k_4 , correspondentê à essa CQ, foi arbitrado em 1,0.

5º Quanto ao sabor e aroma - em conjunto com a "cor", essa CQ é decisiva na aceitação do material pelo cliente. Seu valor correspondente, k_5 , necessariamente será igual a 1,0.

6º Quanto a reidratação - esta é a menos importante das CQs relativas ao material. É desejável que o material reidrate-se com facilidade, mas caso isso não se verifique, a utilização de dispositivos mecânicos de mistura é perfeitamente aceitável. O índice k_6 , referente a essa CQ, foi arbitrado em 0,5.

O conjunto dos valores atribuídos às constantes k_n , vem apresentado a seguir:

Tabela 2.3. Valores atribuídos às constantes k_n .

INDICE	k_1	k_2	k_3	k_4	k_5	k_6
Valor	1,0	0,5	0,7	1,0	1,0	0,5

O quadro com a avaliação das CQs em cada rodada vem apresentado na Tab. (2.4). O índice $INDEQ_1(i)$, que possibilita a avaliação das perdas considerando as características de qualidade CQ_j como do tipo *Nominal é melhor* (nesse caso, o alvo é 10) foi obtido utilizando-se a Eq. (2.4), descrita anteriormente:

$$\begin{aligned}
 INDEQ_1(i) = & k_1(CQ_1(i) - T_1)^2 + k_2(CQ_2(i) - T_2)^2 + \\
 & k_3(CQ_3(i) - T_3)^2 + k_4(CQ_4(i) - T_4)^2 + \\
 & k_5(CQ_5(i) - T_5)^2 + k_6(CQ_6(i) - T_6)^2.
 \end{aligned}$$

O índice "i" refere-se às rodadas, variando assim de 1 a 37. Outro tipo possível de avaliação das perdas é aquele que considera as CQs como características de qualidade do tipo *Maior é melhor*, descrita por $INDEQ_2(i)$ (nesse caso, o alvo é infinito). A fórmula para o seu cálculo vem apresentada a seguir:

$$INDEQ_2(i) = k_1(1 / CQ_1(i))^2 + k_2(1 / CQ_2(i))^2 + \\ k_3(1 / CQ_3(i))^2 + k_4(1 / CQ_4(i))^2 + \\ k_5(1 / CQ_5(i))^2 + k_6(1 / CQ_6(i))^2. \quad (\text{Eq. 2.5})$$

Os índices "i", conforme visto anteriormente, referem-se às rodadas do experimento. Os valores para $INDEQ_2(i)$ apresentados na Tab. (2.4) a seguir, foram transformados (multiplicados por 100) para evitar o aparecimento de valores muito menores que zero, quando da realização da análise estatística.

Tabela 2.4. Valores calculados de INDEQ₁ e INDEQ₂.

Rodada n°	CQ ₁	CQ ₂	CQ ₃	CQ ₄	CQ ₅	CQ ₆	INDEQ ₁	INDEQ ₂
01	1.0	1.0	1.0	1.0	1.8	1.8	360.06	366.29
02	1.8	1.8	1.0	1.0	1.8	1.8	339.42	262.59
03	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	380.70	470.00
04	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	380.70	470.00
05	1.0	1.8	1.0	1.8	1.8	1.8	339.42	262.59
06	1.0	2.6	1.0	2.6	1.8	1.8	320.70	238.49
07	2.6	1.0	1.0	1.0	1.8	1.8	333.82	281.09
08	7.0	7.0	5.0	7.0	5.0	5.0	77.50	13.90
09	5.0	7.0	5.0	8.0	6.0	5.0	79.50	14.16
10	3.4	6.0	4.2	1.8	3.4	5.0	198.41	55.52
11	5.0	7.0	1.8	1.8	2.6	5.0	211.07	74.28
12	7.0	7.0	1.8	7.0	7.0	7.0	83.07	29.77
13	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	380.70	470.00
14	7.0	7.0	5.0	5.0	7.0	6.0	73.00	13.29
15	1.8	1.8	1.8	1.0	1.8	1.8	329.79	214.20
16	3.4	1.8	1.8	2.6	5.0	5.0	216.51	66.48
17	4.2	7.0	2.6	5.0	5.0	5.0	138.97	27.04
18	7.0	7.0	5.0	5.0	7.0	6.0	126.74	41.50
19	8.0	8.0	5.0	2.6	7.0	6.0	95.26	23.37
20	5.0	4.2	6.0	1.8	1.8	2.6	214.88	77.90
21	7.0	7.0	6.0	4.2	5.0	5.0	95.84	16.67
22	7.0	7.0	6.0	4.2	5.0	5.0	95.84	16.67
23	7.0	7.0	6.0	4.2	5.0	5.0	95.84	16.67
24	7.0	7.0	7.0	3.4	7.0	6.0	80.36	16.57
25	7.0	7.5	5.0	4.2	7.5	6.0	77.51	14.56
26	8.0	7.0	5.0	3.4	5.0	5.0	107.06	20.03
27	7.0	7.0	5.0	5.0	6.0	6.0	80.00	14.03
28	7.0	7.0	5.0	5.0	6.0	6.0	80.00	14.03
29	7.0	7.0	5.0	4.2	3.4	5.0	120.70	22.18
30	7.0	7.0	5.0	4.2	3.4	5.0	120.70	22.18
31	7.0	7.0	5.0	4.2	3.4	5.0	120.70	22.18
32	7.0	7.0	5.0	4.2	3.4	5.0	120.70	22.18
33	8.0	8.0	7.0	8.0	3.4	7.0	64.36	15.01
34	8.0	8.0	7.0	8.0	3.4	7.0	64.36	15.01
35	8.0	8.0	7.0	8.0	3.4	7.0	64.36	15.01
36	8.0	8.0	8.0	8.0	7.0	8.0	23.80	7.82
37	8.0	8.0	8.0	8.0	7.0	8.0	23.80	7.82

CAPÍTULO 3

ANÁLISE DO PROJETO DO EXPERIMENTO

3.1. Avaliação do Projeto do Experimento

A avaliação crítica do Projeto do Experimento-Matriz tomará como base um quadro elaborado na época de sua realização, e que provavelmente representa o único esforço feito no sentido de um planejamento prévio do experimento.

A comparação da Fig. (3.1) (apresentada na folha a seguir) com o relatório das rodadas, deixa claro que muito pouco do experimento baseou-se na seqüência de verificações ali descrita (alguns níveis propostos para alguns fatores não foram sequer testados, sendo substituídos, intuitivamente, por outros). A constatação, desde o início das rodadas, das deficiências do quadro de testes e da omissão de fatores relevantes provavelmente desestimulou a sua utilização.

Esse quadro (Fig. (3.1)), apresentado no formato de um fluxograma, foi elaborado com base nos resultados obtidos em uma série de reuniões realizadas com técnicos especializados em desidratação de alimentos, contratados para assessorar o início do projeto.

A análise do quadro será antecedida por uma breve introdução teórica acerca dos princípios do Projeto Estatístico de Experimentos. Ao final da apresentação teórica, será proposto um roteiro para o projeto de um experimento genérico, obtido a partir da análise de diversas fontes bibliográficas. A avaliação do projeto do experimento, conforme apresentado na figura, será feita, então, seguindo a seqüência desses passos.

3.1.1. O Projeto de Experimentos - Fundamentos Teóricos

O planejamento de um experimento pode ser definido, genericamente, como a determinação da ordem na qual ele será

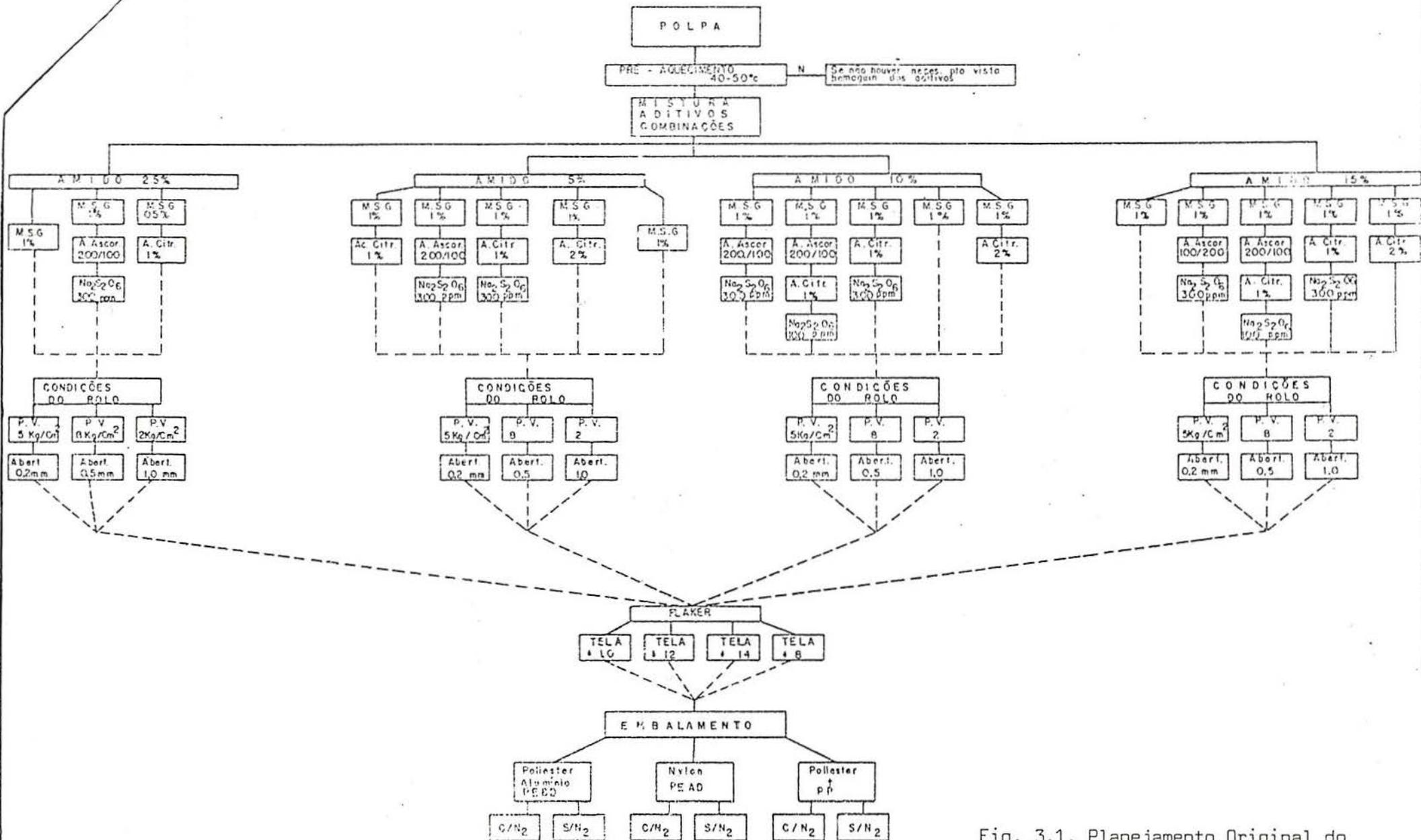


Fig. 3.1. Planejamento Original do Experimento

rodado ou conduzido, buscando reduzir ao mínimo o erro experimental presente nos dados coletados. Por planejamento *estatístico* entende-se o projeto de um experimento no qual serão coletados dados apropriados que serão posteriormente analisados através de métodos estatísticos, resultando em conclusões objetivas e válidas (Montgomery [1984]).

A necessidade de planejamento é imposta basicamente por causas econômicas: o custo da execução de um experimento costuma ser bastante alto, já que envolve a utilização de materiais padronizados e pessoal especializado. Os experimentos de engenharia, em particular, necessitam, com freqüência da utilização de equipamentos sofisticados de medição ou matérias-primas com especificações bastante rígidas.

Todo o capital investido em um experimento será investido, na realidade, na obtenção de informações. Sendo assim, o planejamento do experimento visa obter o maior número de informações precisas e pertinentes ao problema que se deseja resolver. A identificação e perfeita definição desse problema deve ser feita antes de iniciar qualquer planejamento.

Cada rodada de um experimento contribui com um certo número de informações sobre os parâmetros de interesse. Como a coleta de dados implica num custo, a determinação do tamanho da amostra a ser coletada é bastante importante e vai depender de alguns fatores. Via de regra, o valor da variância de uma população determina a quantidade de informação disponível (ou obtida) por observação. Valores altos de variância (S^2) levam a tamanhos grandes de amostra.

Três princípios básicos do planejamento de experimentos são a *repetição*, a *aleatorização* e a *divisão em blocos*. A repetição das rodadas permite a definição do erro experimental além de diminuir a variância da média da amostra, utilizada na estimativa do efeito dos fatores em estudo.

Por aleatorização entende-se a distribuição aleatória dos "corpos de prova" e das rodadas do experimento. A aleatorização atende a dois fins específicos: dissipar o efeito das variáveis

sobre as quais não se exerce controle e considerar independentes os erros na medição da variável de resposta.

A divisão em blocos homogêneos é uma técnica utilizada quando não é possível rodar todos os ensaios em um mesmo dia (ou em um mesmo equipamento). Esta técnica auxilia a reduzir o erro experimental (ver Montgomery [1984] ou Nanni & Ribeiro [1992]).

Todo o Projeto de Experimentos passa por três fases: (a) o planejamento, (b) a execução e (c) a análise. (Hicks [1973]).

A primeira etapa de um experimento (o planejamento) consiste na definição do problema que se pretende resolver, conforme visto anteriormente. Essa etapa vai compreender uma análise a respeito das variáveis a serem estudadas (tipos, métodos de medição, precisão desejada nas medições, etc) e seus níveis de estudo. No caso de fatores qualitativos, incluirá a determinação da seqüência em que esses devem ser variados.

No planejamento de um experimento, determina-se a maneira pela qual os dados deverão ser coletados, além do tamanho ideal de amostra a ser tomada (esse assunto será abordado mais adiante neste trabalho).

Ainda na fase de planejamento do experimento, uma vez estando estabelecidas suas linhas gerais e os procedimentos de aleatorização a serem adotados, deve ser estabelecido um modelo matemático que descreva a variável de resposta como função dos fatores em estudo.

A análise de um experimento diz respeito à reunião dos dados, sua organização e o cálculo de determinadas estatísticas a serem utilizadas nos testes de hipóteses. Em experimentos industriais, a análise também inclui a definição dos níveis ótimos dos fatores controláveis (parâmetros do processo), de forma a maximizar o desempenho do produto ou do processo, além de minimizar as eventuais perdas dele decorrentes.

É importante ter em mente que a estatística não elimina a necessidade de se pensar sobre o problema a partir de uma ótica não estatística. A experiência que o pesquisador possui acerca de sua área de pesquisa pode ser de grande utilidade na

determinação dos fatores a serem controlados, bem como seus níveis e possíveis relações entre fatores.

Como o objetivo dessa seção é avaliar as etapas de *planejamento prévio* e *execução* do experimento-matriz, selecionou-se um roteiro-guia para análise, apresentado a seguir [Esse roteiro foi descrito por Nanni & Ribeiro (1992), estando em concordância com a quase totalidade das fontes bibliográficas consultadas].

Fases do Planejamento Prévio - identificação *a priori* das características relevantes do experimento.

São elas:

- a. Seleção das variáveis principais e auxiliares e seus campos de variação;
- b. Caracterização dos níveis de variação, fixos ou aleatórios, qualitativos ou quantitativos;
- c. Definição das variáveis dependentes;
- d. Definição de procedimentos padronizados de medição e unidades de medida;
- e. Previsão de possíveis interações entre as variáveis, e
- f. Exame das variáveis que não podem ser controladas.

Fases de Execução e Planejamento Final:

- a. Definição das restrições originadas pelas condições experimentais;
- b. Definição dos tipos de repetições;
- c. Obtenção preliminar do erro experimental;
- d. Definição do modelo matemático e estatístico;
- e. Definição do tamanho de amostra (em função do erro aceitável, do coeficiente de variação e da normalidade das observações);
- f. Elaboração de planilhas para coleta de dados, e
- g. Obtenção dos dados.

Como pode ser visto, algumas etapas das fases de planejamento e execução se superpõem (no tempo). Na prática, as

três fases (planejamento, execução e análise) costumam apresentar alguma superposição.

3.1.2. Análise do Planejamento do Experimento-Matriz.

A. Quanto ao Planejamento Prévio:

O planejamento do experimento, conforme apresentado na Fig. (3.1), foi disposto na forma de um fluxograma de processo na tentativa de descrever as diversas operações a serem realizadas em cada rodada do experimento e as possíveis variáveis de controle.

Essa apresentação é pouco usual, basicamente por não resultar num fluxograma de processo eficiente ou, tampouco, numa planilha de controle de variáveis. Nesse caso, parece claro que tanto o fluxograma como as variáveis do processo foram determinados concomitantemente.

As variáveis selecionadas e seus respectivos níveis de variação foram:

Amido: 2.5, 5.0, 10.0 e 15%, MSG: 0.5-1.0%, Ácido Ascórbico: 0.5 e 2.0%, Ácido Cítrico: 1 e 2%, Metabissulfito de Enxofre: 100 e 300 ppm.

Pressão de Vapor: 2.0, 5.0 e 8.0 Kgf/cm², Abertura (Espaçamento): 0.2, 0.5 e 1.0 mm.

Tamanho do floco: 1, 8, 12 e 14 Mesh.

Tipos de Embalagem: Pouche (Poliéster+Alumínio+PEBD), Nylon e Poliéster+PP. Inertização: Sim e Não.

As variáveis foram apresentadas em blocos conforme suas afinidades. O número de combinações, isto é, o número de rodadas necessárias para testar todas as variáveis em seus diferentes níveis seria muito grande, indicando a deficiência no planejamento prévio do experimento. O número de rodadas é de fácil verificação.

Por exemplo, analisando um dos vários ramos do fluxograma: aquele em que o amido é testado a 2.5%. Existem 4 grupos de variáveis a serem combinadas. São eles: *Amido*, *Condições do Rolo*, *Flaker* e *Embalamento*. O grupo *Embalamento* possui três

níveis (qualitativos), cada um dos quais pode ser testado a dois níveis. A variável do grupo *Flaker* possui 4 níveis, os quais devem ser testados também com relação aos fatores do grupo *Embalamento*. As duplas de fatores do grupo *Condições do Rolo* aparecem em três níveis, os quais deverão ser testados com relação aos fatores dos grupos *Flaker* e *Embalamento*. Finalmente, o grupo *Amido 2.5%*, com três níveis de variação (compostos de outras 4 variáveis a níveis pré-determinados), deverá ser testado com relação a todos os grupos anteriores. No total, a soma será de 216 rodadas só para esse ramo do fluxograma. Computando as rodadas necessárias para testar as demais variações propostas na Fig. (3.1), chega-se ao total de 1296 rodadas.

O número de rodadas, apesar de muito grande, poderia ser dramaticamente reduzido usando-se as técnicas de projetos fracionados. Porém, essa técnica era desconhecida dos técnicos que elaboraram o quadro da Fig. (3.1) (ainda que, intuitivamente, tenha-se tentado planejar algo parecido, como mostra a figura). Modelos alternativos ao apresentado nesse quadro serão descritos no item 3.4.1.

Apesar de uma razoável definição das variáveis independentes (bem como de seus níveis de variação), não se identificou nenhuma variável de resposta. O resultado obtido em cada rodada seria medido através da comparação com um padrão (Ver Capítulo 2). Mesmo adotando-se um critério de avaliação pouco específico como esse, seria necessário definir-se quais as características a serem avaliadas na comparação, o que não foi feito (posteriormente, essas características foram definidas e avaliadas na composição dos índices MED e INDEQ, já apresentados).

Não foi prevista nenhuma interação entre os fatores selecionados, mesmo sendo algumas totalmente previsíveis (as interações entre os antioxidantes - os ácidos e o SO_2 -, por exemplo, encontram-se vastamente reportadas na literatura).

Da mesma forma, não se identificou quais variáveis não poderiam ser controladas. No início da coleta de dados essas variáveis ficaram bastante claras: a temperatura e a umidade na

sala de testes exerciam influência sobre o resultado final, não podendo ser controladas. Mesmo assim, não adotou-se nenhum procedimento (planejado) de aleatorização que dissipasse seu efeito.

B. Quanto às Fases de Execução do Experimento:

Somente duas das tarefas que compõe a execução foram desenvolvidas no experimento-matriz: (1) a elaboração de planilhas para coleta de dados e (2) a obtenção dos dados. As demais fases foram negligenciadas provavelmente por desconhecimento de sua existência. Algumas foram intuitivamente definidas quando da execução do experimento, como, por exemplo, a repetição de algumas rodadas (no caso, para confirmação de resultados e não para verificação do erro experimental).

Mesmo tratando-se de um experimento de alto custo, não definiu-se o tamanho da amostra a ser coletada por rodada. A coleta, na maioria dos casos, foi feita aleatoriamente, não tendo sido padronizado, tampouco, o intervalo de coleta em cada rodada (o tempo médio de cada rodada era de aproximadamente 30 minutos).

As planilhas montadas para coleta de dados foram reproduzidas no Capítulo 2. Além de descrever os níveis das variáveis independentes (é interessante salientar que nem todos os fatores ali apresentados encontram-se descritos no quadro em estudo), as planilhas trazem descrições detalhadas sobre os resultados obtidos a nível de processo (desempenho do equipamento) e produto (características organolépticas). A quantidade de informações disponíveis e não coletadas durante as rodadas fica clara, a partir da análise dessas planilhas.

3.2. Análise dos procedimentos de coleta de dados

Em todo experimento, a qualidade das informações obtidas depende, em larga escala, dos procedimentos adotados durante a coleta de dados. Um ponto importante a ser considerado é a seleção da variável (ou variáveis) de resposta.

Os problemas de Engenharia de Alimentos são complexos e, via de regra, muitas são as características de qualidade a serem consideradas. Nesse caso, uma abordagem conveniente é a seguinte: seguindo um critério de afinidade, agrupar várias características de qualidade sumariando-as através de um índice comum. Este índice (ou índices) passa então a ser a variável de resposta.

A avaliação do experimento-matriz, como se pode deduzir a partir da leitura dos relatórios, foi dividida entre dois grupos de "características de controle": as características relacionadas ao *material desidratado obtido* e as características relacionadas à *operação do equipamento*.

Para obter os resultados referentes ao primeiro grupo, foram conduzidas análises sensoriais em laboratório com amostras recolhidas de cada rodada. Não se padronizou os períodos de coleta de amostras (por exemplo, a cada 10 minutos de operação). A coleta, isso sim, foi feita quando as condições de operação e a aparência do material desidratado pareciam boas. Além de perder uma série de informações relativas a operação do equipamento, esse procedimento é sujeito a críticas do ponto de vista estatístico, uma vez que a coleta de dados não foi aleatorizada.

A análise sensorial em laboratório, conforme reportada nos relatórios, foi feita por três técnicos experimentados. O procedimento era sempre o mesmo. Avaliava-se a cor do material seco comparativamente ao padrão. Logo a seguir, hidratava-se ambas as amostras e comparava-se as cores da amostra e do padrão (imediatamente após a reidratação e a medida que o

processo de oxidação ocorria). Finalmente, procedia-se a uma prova organoléptica, onde eram avaliados sabor, odor e textura.

Todas as verificações referentes ao material desidratado, apesar de constituírem uma rotina, foram mal conduzidas. Não houve uma definição prévia das características importantes a serem consideradas e de como elas deveriam ser medidas. Os testes organolépticos, por exemplo, poderiam ter sido numericamente avaliados, conforme se diferenciassem do padrão. A ausência desse tipo de avaliação dificulta a realização de qualquer análise estatística.

Os resultados referentes à operação do equipamento são ainda mais precários e mal coletados. Existe inúmeras maneiras de monitorar o funcionamento de um equipamento de desidratação. Algumas delas são: (1) a medição da umidade do material desidratado obtido, (2) o rendimento por m^2 de superfície de troca térmica e (3) a taxa de conversão da matéria-prima em material desidratado. A medição da umidade do material desidratado, por exemplo, é básica na determinação da eficiência da troca térmica. O conhecimento dessa variável é auxiliar na avaliação do processo.

Parece evidente que nenhuma operação pode ser classificada como satisfatória se o material obtido não possuir um baixo teor de umidade. Mas também é evidente que uma medição quantitativa da umidade tornaria muito mais direta a relação dos níveis dos fatores de controle com essa variável.

Assim, é possível listar algumas variáveis dependentes, as quais poderiam ter sido quantificadas no experimento:

1. Referentes ao material desidratado:

Cor - medida através de padrões de cor onde o melhor resultado corresponderia à cor do material utilizado como padrão. Poderia corresponder tanto ao material seco quanto ao reidratado.

Reidratação - medida através da velocidade de reabsorção da água por uma determinada quantidade de material desidratado.

Sabor/Aroma - medido através de uma escala hedônica e utilizando como marco referencial o padrão.

2. Referentes ao processo:

Umidade - conforme definido anteriormente, a umidade poderia ser determinada através de medições em estufa à vácuo, ou outros métodos de medição apropriados.

Taxa de conversão - relação entre a quantidade de matéria-prima utilizada e material desidratado obtido. Poderia ser determinada por pesagem direta em balança semi-analítica.

Produtividade - quantificável em $\text{kg/m}^2 \cdot \text{h}$.

A medição dessas variáveis poderia ter levado à resultados mais rápidos e precisos, ao cabo de um número menor de rodadas. É fácil perceber que, intuitivamente, foram utilizados parâmetros similares aos descritos acima na avaliação subjetiva das rodadas.

Além desses parâmetros, alguns outros parecem ter sido utilizados na avaliação do desempenho do equipamento. Por exemplo, as variáveis de composição do *slurry* determinavam seu comportamento na secagem e, principalmente, na demoldagem do material desidratado do cilindro de secagem. A medida (subjetiva) da eficiência da demoldagem serviu várias vezes como variável de resposta (ver, por exemplo, os relatórios das rodadas n^{OS} 3, 4 e 5).

Pode-se identificar, para resumir, dois grandes problemas na coleta de dados:

1. Falta de aleatorização na coleta;
2. Falta de quantificação (numérica) das variáveis de resposta.

Essas deficiências de projeto levaram à uma coleta irregular dos dados, com perda significativa de informações, comprovando mais uma vez a necessidade de um planejamento prévio apropriado do experimento.

3.3. Análise Preliminar dos Resultados.

Nessa seção, avalia-se alguns aspectos do experimento-matriz a partir da análise de gráficos elaborados com os fatores selecionados para o projeto. Essa análise permite identificar se os fatores foram apropriadamente explorados dentro de seus intervalos selecionados, bem como se a divisão dos níveis dos fatores foi adequadamente realizada.

Algumas das verificações apresentadas nessa seção são abordadas posteriormente com mais detalhe como, por exemplo, a ortogonalidade do projeto do experimento (a qual será novamente abordada no item 4.3, correspondente à *Ridge Regression*).

Inicialmente, são apresentados alguns aspectos relevantes para uma coleta eficiente de dados. Essa apresentação servirá como roteiro para a análise crítica final, após a apresentação dos gráficos de fatores.

Os gráficos de 1 fator apresentados no item 3.3.2, um para cada variável independente do experimento, foram plotados a partir dos dados de uma tabela onde foram listados os níveis do fator e a quantidade de rodadas nas quais esses níveis foram testados. Um exemplo dessa tabela, para o fator AMI, vem dada abaixo.

Tabela 3.1. Contador para os níveis do fator AMI.

AMI / Níveis	Contador
0.0	01
2.5	02
4.0	01
5.0	30
8.0	03

Assim, na abscissa desse gráfico foram dispostos os níveis de AMI e, na ordenada, a frequência com que cada nível ocorre.

Os gráficos de 2 fatores (item 3.3.3), por sua vez, foram selecionados levando em conta aspectos técnicos do processo/produto bem como a experiência adquirida durante a execução do experimento. Esses gráficos dizem respeito às interações possíveis de ocorrer, tendo em vista a opinião dos técnicos e engenheiros do processo.

As interações selecionadas limitaram-se àquelas de primeira ordem e foram as seguintes: PRE x ESP, VEL x ESP, PRE x VEL, TEM x AMI, ESP x MSG, TEM x MSG e ASC x CIT. As três primeiras interações dizem respeito exclusivamente às variáveis de operação. Essas são as mais previsíveis e facilmente justificadas. As demais interações, se incluídas no modelo de regressão, serão justificadas posteriormente, no item 4.1. Algumas informações técnicas adicionais sobre interações entre as variáveis do experimento também podem ser encontradas no Capítulo 2.

3.3.1. Indicações para uma Coleta Eficiente de Dados

A escolha das variáveis independentes e da variável dependente em um experimento é tão importante quanto o plano de exploração dessas variáveis. O intervalo investigado de uma variável deve conter todos os possíveis valores ótimos dessa variável, sendo, assim, necessário um mínimo conhecimento técnico acerca do processo, produto ou variável que se deseja controlar.

Tomando como exemplo, novamente, a variável AMI, verifica-se dois tipos de limitações quanto a seu intervalo de variação. A primeira diz respeito a problemas organolépticos, isto é, o excesso de amido na formulação dos flocos de banana resulta num branqueamento dos flocos e num sabor inferior. A segunda limitação diz respeito à própria especificação do cliente que rejeitaria o produto com mais de 5% de amido na composição.

O intervalo explorado da variável AMI foi de 0% a 8%, isto é, mesmo sabendo-se das limitações impostas pela especificação do cliente, testou-se índices superiores ao limite de 5%.

Uma vez definido o intervalo de variação, é necessário definir-se o número de divisões a serem consideradas nesse intervalo. Quando se tem evidências que indiquem que o efeito da variável em questão sobre a resposta é linear, então, em princípio, dois níveis de investigação (alto e baixo) passam a ser suficientes. Contudo, quando se suspeita que o efeito seja não-linear, no mínimo 3 ou 4 níveis⁷ passam a ser necessários.

No experimento em estudo, considerava-se a possibilidade, *a priori*, de efeitos não-lineares em todas as variáveis, efeitos esses que poderiam ser mapeados por curvas simples do tipo logarítmica ou do tipo parábola de 2º grau. Assim, um mínimo de quatro níveis de investigação, nesse caso, era recomendável.

A distribuição dos níveis dentro do intervalo também deve ser considerada, já que é importante manter um balanço, isto é, uma paridade no número de observações nos níveis explorados. O gráfico da variável AMI (Fig. (3.2-a)), apresentado a seguir, é um bom exemplo de falta de balanço. Nesse gráfico pode-se observar um grande número de rodadas num mesmo nível (no caso, 5%). Níveis próximos, tanto inferiores quanto superiores, não foram verificados em nenhuma rodada, o que atesta o desbalanceamento dos níveis escolhidos para a variável AMI.

Os demais itens importantes para uma coleta apropriada de dados dizem respeito à aleatorização das rodadas do experimento, ao tamanho ideal de amostra, ao equilíbrio entre os níveis dos fatores e à ortogonalidade do experimento.

A aleatorização foi brevemente discutida no item 3.1, sendo extremamente importante nesse experimento, já que as condições ambientais na sala de testes não podiam ser devidamente controladas. A verificação da cronologia de realização das rodadas indica a ocorrência de uma grave falha no que diz respeito à aleatorização (com exceção de alguns fatores como PRE e VEL). Rodadas sucessivas com fatores num

⁷Três níveis são suficientes para mapear um efeito do 2º Grau, ao passo que quatro níveis são suficientes para identificar um efeito do tipo logarítmico ou exponencial; efeitos mais complexos podem exigir um número maior de níveis.

mesmo nível podem ser encontradas, comprometendo seriamente a aleatoriedade do experimento.

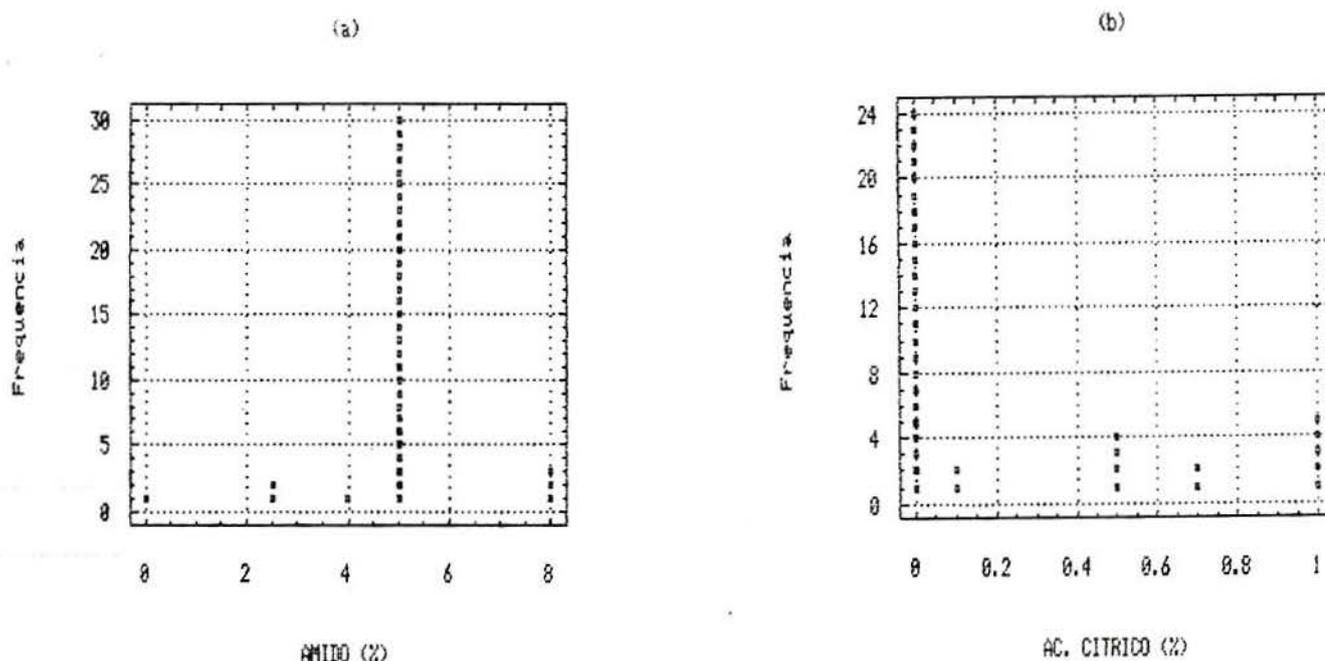
O tamanho ideal de amostra num problema de regressão linear está associado ao nível de confiança desejado para os resultados obtidos⁸.

Por equilíbrio dos fatores do experimento entende-se a divisão eqüidistante entre os níveis que o compõem. A ortogonalidade, finalmente, diz respeito à correlação entre as variáveis do experimento. Num experimento ortogonal, as variáveis não estão correlacionadas entre si.

3.3.2. Gráficos de 1 Fator

Os gráficos apresentados a seguir foram todos plotados a partir de tabelas similares a Tab. (3.1). Cada gráfico corresponde a uma variável independente do experimento, totalizando, assim, nove gráficos.

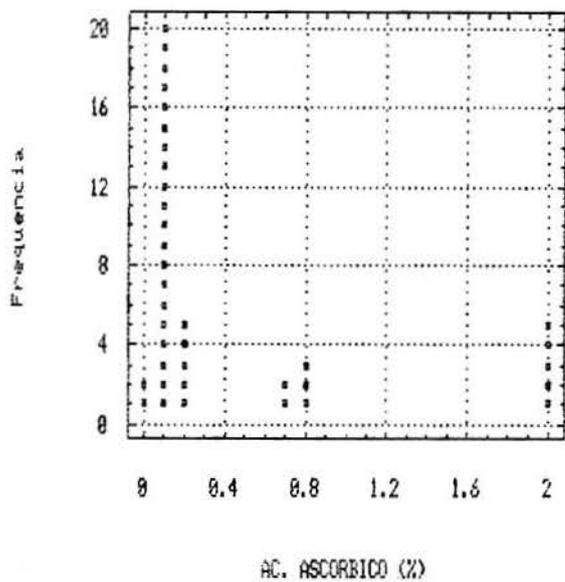
Figura 3.2. Distribuição dos ensaios nos diferentes níveis de cada variável controlável.



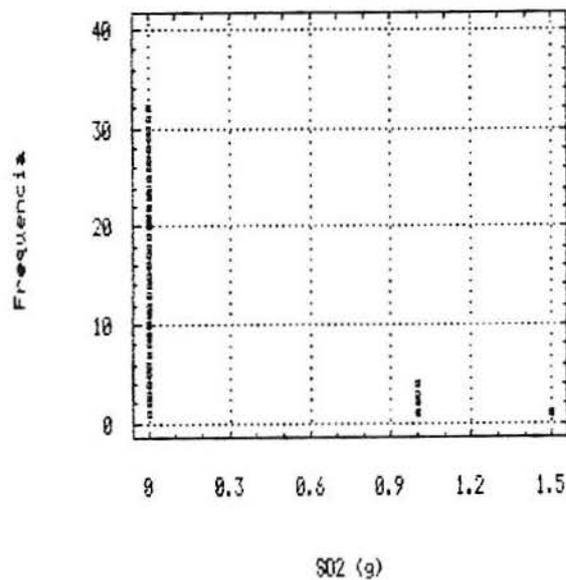
⁸Esse assunto pode ser visto com maiores detalhes em Mendenhall (1968).

Figura 3.2. Distribuição dos ensaios nos diferentes níveis de cada variável controlável (*Continuação*).

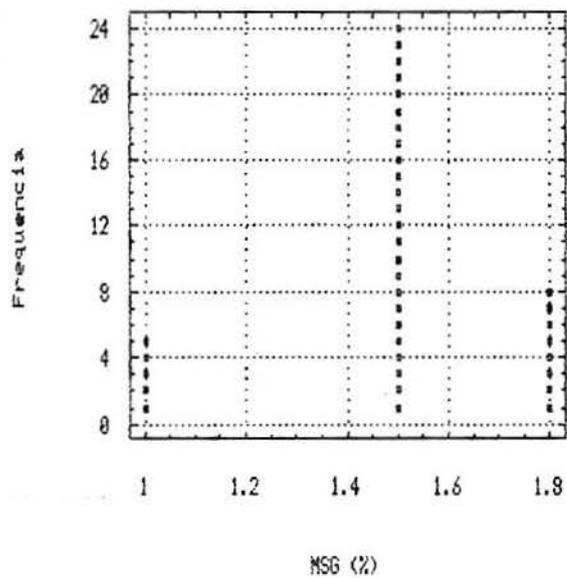
(c)



(d)



(e)



(f)

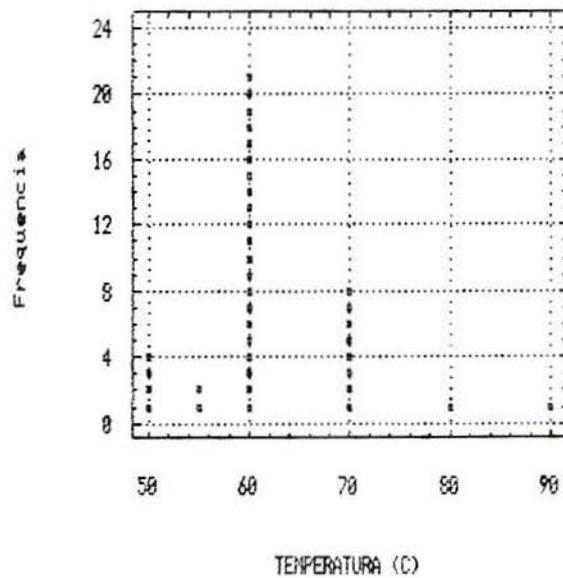
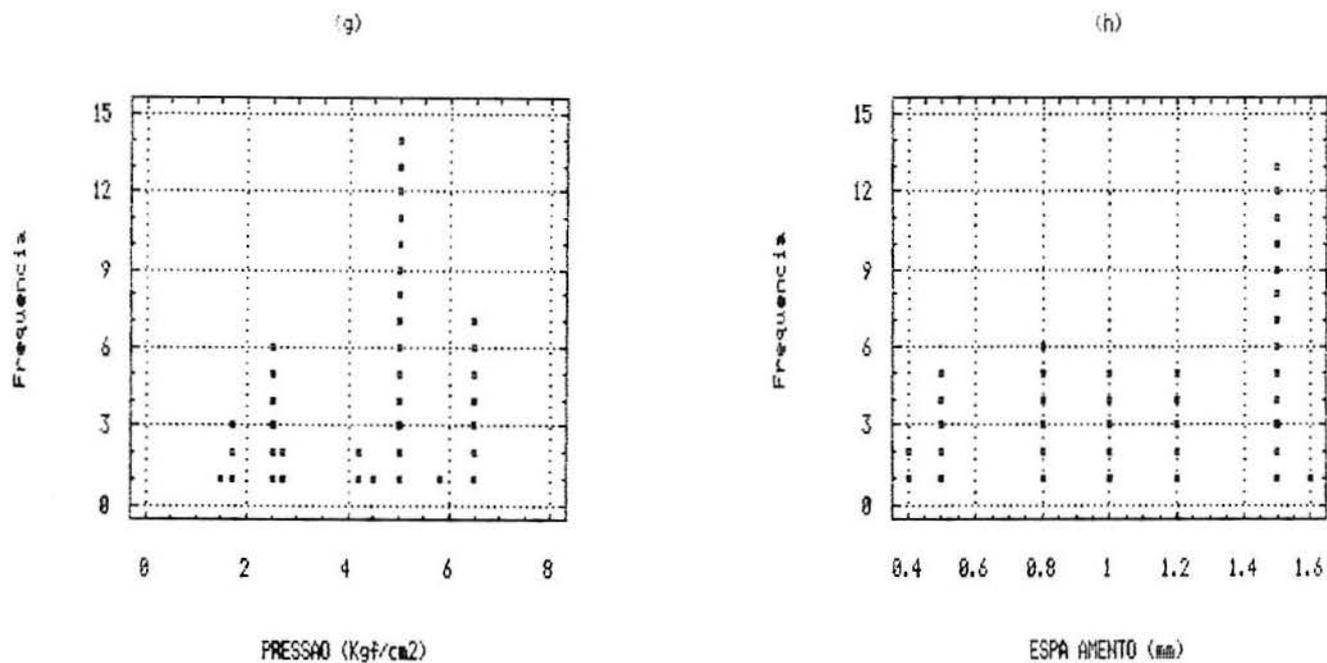


Figura 3.2. Distribuição dos ensaios nos diferentes níveis de cada variável controlável (Continuação).



(i)

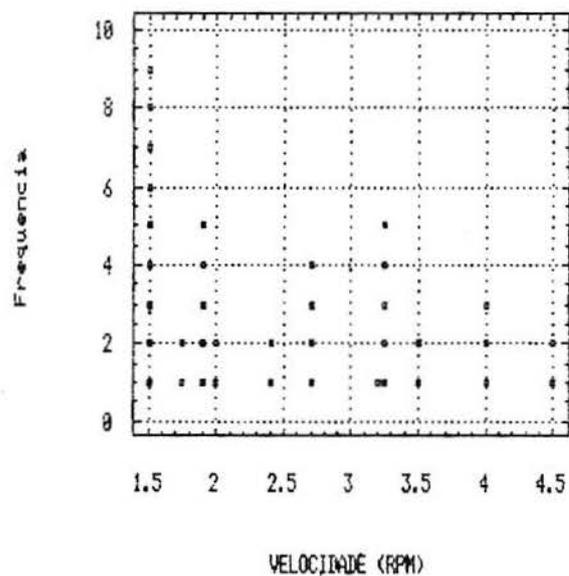
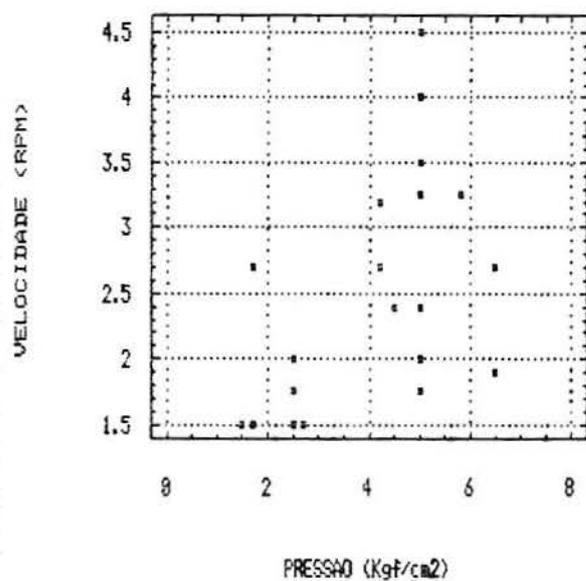
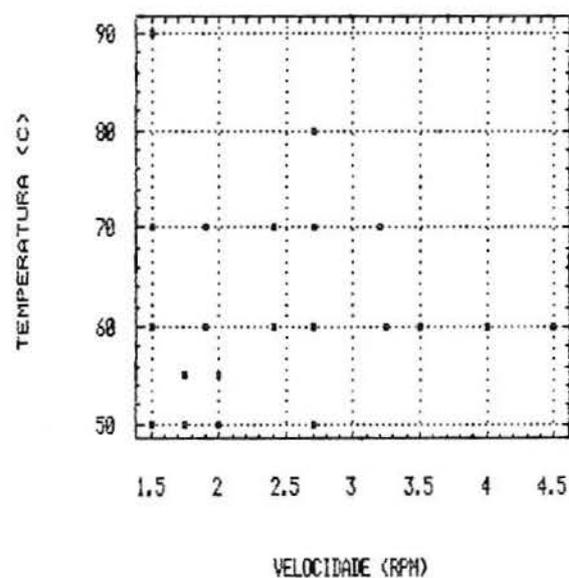


Figura 3.3. Gráficos de dois fatores (Continuação).

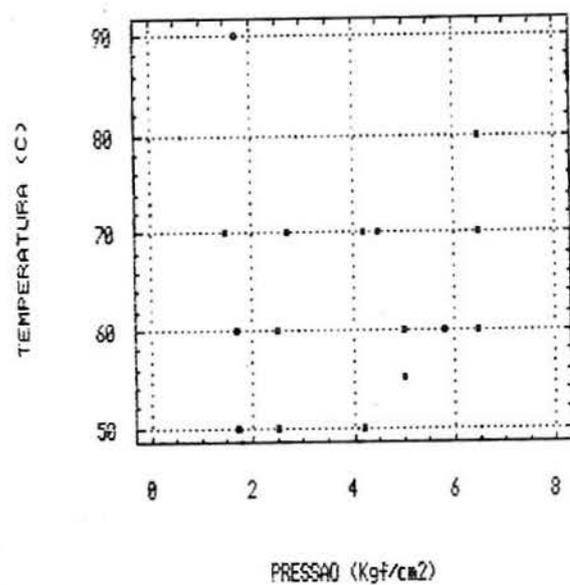
(c)



(d)



(e)



(f)

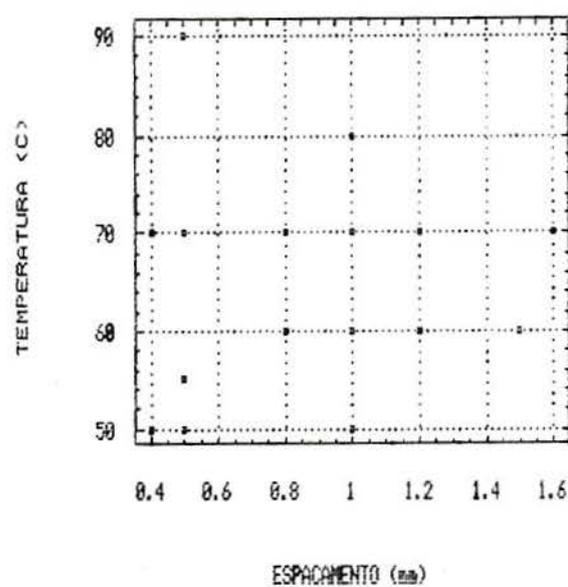
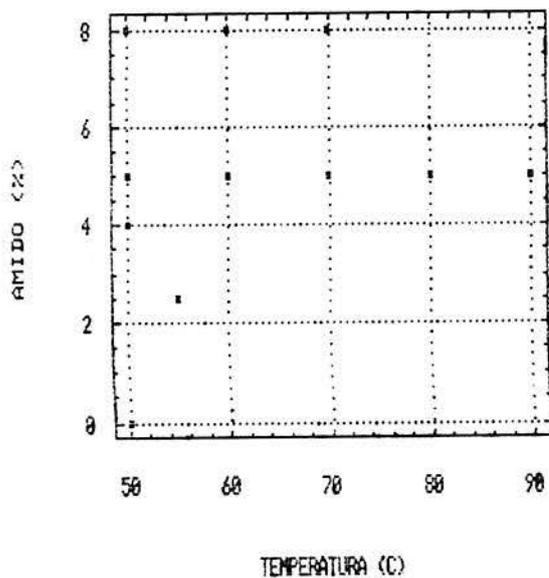
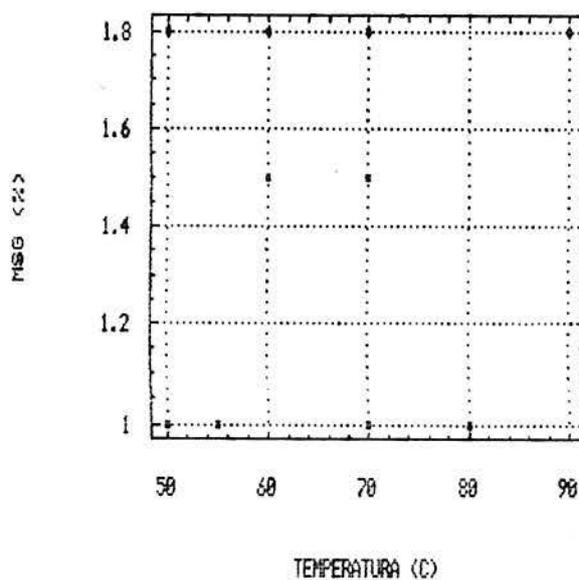


Figura 3.3. Gráficos de dois fatores (Continuação).

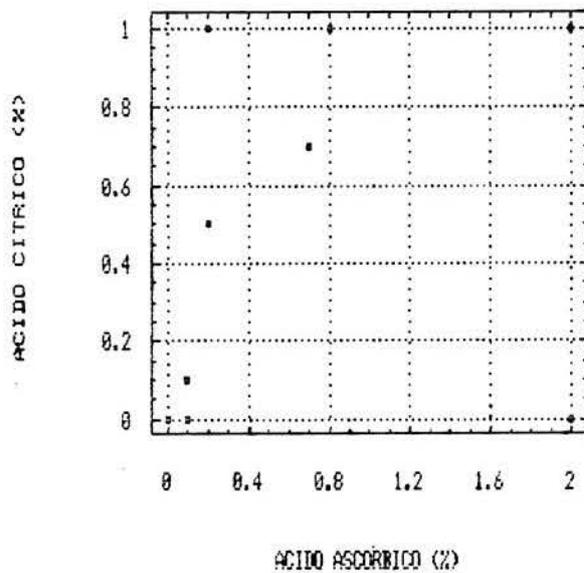
(g)



(h)



(i)



3.3.4. Análise Crítica

- Análise dos Gráficos de 1 Fator

Para facilitar a análise dos gráficos de 1 fator, parte-se do pressuposto de que os intervalos de investigação escolhidos para cada variável são os mais adequados. Mesmo sendo possível encontrar exceções (sendo a mais evidente delas a variável SO_2), os intervalos, de uma maneira geral, foram, efetivamente, bem selecionados.

Nas variáveis de composição, as limitações referentes às especificações do cliente e à legislação (que regulamenta a utilização de aditivos químicos) acabaram por definir intervalos adequados para as variáveis.

As variáveis de processo tiveram seus intervalos definidos, principalmente, pelos parâmetros operacionais de produtos similares, não apresentando maiores discrepâncias.

O problema maior, e aí começa a análise dos gráficos, está na exploração dos níveis dentro desses intervalos. Os gráficos permitem separar as variáveis em três grupos: (a) as mal exploradas, (b) as razoavelmente exploradas e, (c) as bem exploradas.

No primeiro grupo pode-se enquadrar as variáveis SO_2 e AMI. Em ambos os casos verifica-se um grande número de rodadas num único nível. A ocorrência de grandes áreas vazias no gráfico dá uma idéia visual do quanto dessas variáveis se deixou de explorar.

O caso mais crítico é mesmo o da variável SO_2 , explorada apenas em três níveis, com mais de 60% das observações num único nível. Porém, essa falha pode ser explicada pelo fato do aditivo químico Metabissulfito de Sódio ter sido eliminado da formulação logo após o início dos testes, por solicitação do cliente.

A variável AMI, analogamente, teve mais de 70% das observações num único nível (5%). Isso se deve à fatores econômicos. A taxa de conversão *polpa de fruta/material desidratado* é muito baixa no processo em questão, sendo de

interesse do fabricante adicionar a maior quantidade possível de aditivos secos, para aumentar o rendimento final.⁹

No segundo grupo estão a maioria das variáveis. São elas CIT, ASC, MSG e TEM.

Em todos os quatro gráficos se observa uma grande incidência de observações num único nível (em CIT, por exemplo, esse nível é 0%; em ASC, 0,1%). O caso da variável MSG é o mais crítico de todos. O número de níveis explorados permitiria sua classificação no primeiro grupo, das variáveis mal exploradas. Porém, como se observou um número significativo de observações nos demais níveis, optou-se por considerá-la razoavelmente explorada, mas com ressalvas.

As demais variáveis foram exploradas de forma razoável. Nas variáveis TEM e ASC, por exemplo, verifica-se a ocorrência de 6 níveis de verificação, isto é, o intervalo de variação foi bem dividido. O gráfico de ASC apresenta um problema particular. À parte das excessivas observações sobre um mesmo nível, verifica-se a falta de equilíbrio na divisão do intervalo. Os níveis explorados de ASC concentram-se todos próximos ao limite inferior do intervalo, gerando um intervalo de verificação deficitária entre 0.8 e 1.9%.

Os gráficos de CIT e TEM, entretanto, apresentaram uma divisão mais equilibrada de níveis dentro do intervalo de variação, apesar da já citada concentração de observações sobre um único nível.

O terceiro grupo, das variáveis PRE, ESP e VEL, contém os fatores cuja verificação pode ser considerada satisfatória. Em todos os três gráficos, verifica-se uma divisão equilibrada de níveis dentro dos intervalos e, nas variáveis ESP e VEL, uma distribuição adequada do número de observações por nível de variação.

⁹Na prática, resultados melhores em termos de sabor/aroma do material desidratado foram obtidos com adição de 4% de amido. Porém, essa melhora não justificou a redução da quantidade de amido adicionado que, por fatores econômicos, permaneceu em 5% na formulação final.

- *Análise dos Gráficos de 2 Fatores*

A análise desse tipo de gráfico permite determinar problemas de colinearidade entre fatores, avaliar a eficiência da coleta de dados bem como a eficiência da investigação do espaço amostral.

Para determinar problemas de colinearidade, procura-se identificar se os pontos do gráfico acumulam-se numa reta ou mesmo numa curva. Se isso se verificar, há problemas de colinearidade e os efeitos dos fatores em questão não poderão ser adequadamente discriminados pelo modelo de regressão (o efeito desses fatores estará parcialmente confundido).

Dois dos gráficos verificados apresentaram uma disposição de pontos similares à uma curva. O primeiro deles é o gráfico VEL x ESP, onde é possível identificar uma curva cuja origem está próxima do valor 2,0 do eixo das abscissas e que acompanha as margens esquerda e superior do gráfico.

O mesmo pode ser verificado no gráfico CIT x ASC, porém de maneira menos clara. O tipo de curva formada é similar, com a origem próxima do ponto 0,0.

Conforme indicado pela análise dos gráficos, essas interações devem ser consideradas quando da modelagem dos dados à equação de regressão. Nos demais gráficos verificados, a distribuição dos pontos parece assumir um caráter aleatório.

A eficiência da coleta de dados deve ser verificada quanto ao estudo das interações. Dados bem coletados produzem gráficos de 2 fatores com pontos situados nos quatro cantos da moldura e, conseqüentemente, grande poder discriminante quanto à interações. Em contrapartida, pontos dispostos na forma de um L indicam impossibilidade de avaliar interações.

Os gráficos VEL x ESP, PRE x VEL e CIT x ASC apresentaram pontos dispostos na forma de um L e os demais gráficos apresentaram distribuição de pontos mais centralizada e aparentemente aleatória.

Finalmente, quanto à investigação do espaço amostral, um experimento bem planejado geraria gráficos com pontos homogeneamente distribuídos, que ocupassem todas as regiões.

O gráfico que apresentou o espaço amostral mais bem investigado foi PRE x ESP (mesmo verificando-se a ocorrência de áreas do gráfico não exploradas). Os demais gráficos apresentaram uma investigação precária do espaço amostral.

Assim, pelo que foi exposto anteriormente, conclui-se que a análise dos gráficos de 1 e 2 fatores revela sérias deficiências de planejamento, as quais prejudicam a quantidade e a qualidade das informações possíveis de obtenção através da análise estatística. Essas deficiências, no entanto, não impedem que se realize essa análise, que será apresentada nos itens subseqüentes.

3.4. Ferramentas Disponíveis para a Análise

3.4.1. Comentários Gerais

Os dados apresentados no Capítulo 2, referentes à realização do experimento, bem como os resultados e gráficos analisados no itens iniciais desse capítulo, parecem deixar claro que as deficiências no planejamento do experimento-matriz podem dificultar a obtenção de resultados satisfatórios na análise estatística. As técnicas utilizadas nessa análise serão apresentadas nos itens subseqüentes¹⁰.

Antes, porém, de proceder a análise estatística e de posse de todos os dados necessários para um estudo dessa natureza, é interessante explorar alguns tipos de projeto alternativos àquele apresentado para o experimento-matriz.

A Tab. (3.1) apresenta diferentes projetos para o experimento em questão, suas vantagens e desvantagens. Todos os tipos de projetos foram analisados considerando a limitação existente quanto ao número de rodadas ($n < 40$).

¹⁰ No item 4.6 (b), será apresentado um estudo complementar sobre as deficiências do projeto do experimento-matriz obtido a partir da análise de sua matriz de correlações.

Tabela 3.1. Tipos de Projetos, suas vantagens e desvantagens.

Projeto	Vantagens	Desvantagens
1. Fatorial 2^k fracionado.	Permite a análise de um grande número de interações.	Verifica cada fator a 2 níveis, não permitindo a análise de efeitos de 2ª ordem.
2. Fatorial 3^k fracionado.	Permite analisar os efeitos de 2ª ordem.	O fracionamento não permitiria a análise de interações de interesse.
3. Projetos Plackett & Burmann	Fornecer matrizes de experimentos com tamanho 24, 28, 36, e assim por diante (múltiplos de 4).	Não permite analisar efeitos de 2ª ordem. Apresenta dificuldades quanto à determinação da lista de vínculos.
4. Projeto Misto ($2^q 3^p$) fracionado	Permite a análise de p termos quadráticos, além de algumas interações.	q termos quadráticos não seriam analisados. O projeto é de difícil definição matemática. Não há certeza quanto à sua ortogonalidade.
5. 2^k fracionado + Pontos Centrais	Permite a análise de um grande número de interações, além de efeitos de 2ª ordem.	Há problemas na estimativa dos efeitos de 2ª ordem (não é possível a verificação da eficiência de ajuste referente ao modelo de 2ª ordem).
6. PCSO (com a fração cúbica fracionada)	Permite a análise de um bom número de interações, além de efeitos de 2ª ordem. Permite verificar a eficiência de ajuste ao modelo de 2ª ordem.	Considerando as características do experimento-matriz, não existem desvantagens.

Estes seriam, à primeira vista, alguns tipos de projetos possíveis de utilização no caso em estudo.

Conforme apresentado na Tab. (3.1), projetos 2^k , isoladamente, não fornecem estimativas dos efeitos dos termos quadráticos, porém são projetos menores, que necessitam menor número de rodadas (especialmente quando fracionados) e podem ser utilizados em conjunto com outros projetos que complementem suas deficiências.

Este é o caso dos *composite designs*, apresentados no item 4.6 (a), como proposta de projeto "ideal" para o experimento-matriz. Os *composite designs* foram originalmente concebidos para planejar a coleta de dados necessários à montagem de *superfícies de resposta*¹¹. Apesar da idéia fundamental das *superfícies de resposta* ser perfeitamente compatível com as características do experimento matriz, seu traçado efetivo, com um número elevado de fatores, torna sua utilização inviável no caso em estudo.

Os *composite designs*, por sua vez, podem ser utilizados isoladamente com resultados excelentes (no caso do experimento-matriz, especificamente os *composite designs* de segunda ordem, ou, como denominado na Tab. (3.1), PCSO - *Projetos Compostos de Segunda Ordem*).

Trata-se de uma associação de projetos que resultam em um menor número de rodadas e resultados bastante precisos. Os *composite designs* são projetos balanceados e ortogonais, que permitem uma avaliação livre de correlação dos fatores principais e das interações de interesse, com variância de estimativa mínima.

3.4.2. Regressão Linear Múltipla - Fundamentos Teóricos

Os métodos de regressão são úteis na análise de dados coletados em condições não formais de experimentação, isto é, na análise de dados oriundos de experimentos não planejados ou

¹¹ Ver, por exemplo, Box (1964).

mal planejados. Entretanto, a deficiência no projeto implica na perda de informações referentes ao efeito dos parâmetros do processo sobre a característica de qualidade em estudo, já que esses não foram devidamente controlados. Nesses casos, a ordem de coleta dos dados, os níveis dos fatores controláveis e a variável de resposta costumam ser definidos de maneira mais ou menos subjetiva pela equipe responsável pelos ensaios.

Uma das vantagens dos métodos de regressão é sua flexibilidade, já que podem ser aplicados a praticamente qualquer conjunto de dados do tipo $(Y_i, X_{1i} \dots X_{ki})$. Não há necessidade de que os níveis das variáveis controláveis sejam equidistantes ou que obedeçam a algum padrão equilibrado.

O caso em estudo também é um exemplo de experimento não planejado. De certa forma, ele pode-se enquadrar na categoria de *registro histórico* sugerida por Montgomery (1984), não por possuir qualquer valor histórico, mas por ser impossível a realização de novas rodadas do experimento, seja para corrigir falhas na coleta de dados ou confirmar resultados previstos a partir de um modelo ajustado de regressão.

Tanto em experimentos formalmente planejados quanto naqueles deficientes de planejamento, a regressão poderá ser utilizada na obtenção de um modelo quantitativo que relacione os fatores importantes do experimento com o resultado obtido.

A análise de regressão pode ser genericamente definida como o estudo das relações entre variáveis. As variáveis envolvidas numa análise de regressão são, necessariamente, de dois tipos: *variáveis de controle* (ou variáveis independentes) e *variáveis de resposta* (ou variáveis dependentes).

As variáveis de controle são aquelas que serão modificadas durante o experimento, ou seja, testadas em vários níveis. Como, para cada nível testado, podem ocorrer alterações nos resultados obtidos, essas eventuais modificações serão avaliadas através da variável de resposta. Na análise de regressão univariada, só existe lugar para uma única variável de resposta, ao passo que as variáveis de controle podem apresentar-se num número variando, teoricamente, de um a infinito.

As variáveis independentes e a variável dependente são conectadas através de uma equação, conhecida como *equação de regressão*. Esta equação deve explicar da melhor maneira possível a relação entre as diversas variáveis. A grande utilização da análise de regressão deve-se justamente a simplicidade do método de determinação dessa relação.

Na regressão simples, só existe uma variável independente; já no caso da regressão múltipla, podem ocorrer inúmeras variáveis independentes. A representação da equação de regressão, aplicável em ambos os casos, é bastante simples:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_j x_{ji} + u_i, \quad (\text{Eq. 3.1})$$

onde a variável dependente e as variáveis independentes estão representadas por y e x , respectivamente. Os coeficientes β_j (que multiplicam as variáveis x_j) são denominados coeficientes de regressão e podem ser interpretados como o incremento em y correspondente a uma unidade de incremento em x_j (ou seja, funcionam como fatores de ajuste da equação aos dados analisados. O índice j corresponde ao número de variáveis independentes e varia de 1 a p). O termo u_i corresponde ao erro ou variação aleatória (o índice i corresponde ao número de ensaios e varia de 1 a n). Em condições ideais de ajuste dos dados a equação de regressão, esse termo não deve fornecer nenhuma informação (para determinação de y) ainda não descrita pelas variáveis x_j .

No caso da ocorrência de uma única variável independente, o somatório $\text{Sum}(\beta_1 x_1 + \dots + \beta_j x_j)$ reduz-se a um único termo ($\beta_1 x_1$) e a equação passa a representar uma regressão simples.

Na análise de um grupo qualquer de dados pertencentes à uma população obtém-se, a partir da Eq. (3.1), estimativas não tendenciosas dos coeficientes β_j , representadas por b_j . A utilização desses estimadores depende de uma série de suposições acerca da normalidade dos erros u_i .

A suposição de linearidade é feita com base nos coeficientes β_j . Qualquer modelo que seja linear nos parâmetros é um modelo de regressão linear, independente do formato da

superfície que ele venha a gerar. Sendo assim, dados com características não-lineares podem ser corrigidos mediante uma transformação apropriada.

Algumas funções possíveis de linearização e suas respectivas transformações foram tabeladas e apresentadas graficamente por Daniel & Wood (1980).

Uma análise de regressão estará concluída a partir da obtenção de um modelo de regressão satisfatório. Para tanto, é necessária a seleção do conjunto de variáveis independentes a serem utilizadas no modelo, baseada em sua relevância na descrição do fenômeno em estudo. Alguns fatores como conhecimento teórico básico e experiência prévia acerca do experimento podem auxiliar na seleção dessas variáveis. Mas, via de regra, o problema da seleção costuma ser bastante complexo, exigindo a realização de uma exaustiva rotina de testes.

Uma equação de regressão bem ajustada aos dados, permite sua utilização na previsão de valores de y para um dado conjunto de valores de x (diferentes daqueles utilizados na composição da equação). Além disso, possibilita a determinação da importância de uma variável independente qualquer no modelo ou a avaliação do efeito de pequenas alterações no conjunto das variáveis de controle.

Um dos métodos mais utilizados de ajuste do conjunto de dados a uma equação de regressão (e conseqüente estimativa de seus parâmetros) é denominado *método dos mínimos quadrados*. Este método pode ser facilmente compreendido através de um exemplo.

Suponha um conjunto de n observações de um experimento ou fenômeno qualquer. As observações podem ser descritas como pares do tipo $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$. A partir da Eq. (3.1) apresentada anteriormente, escreve-se (para esse caso de regressão simples):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + u_i \quad (\text{Eq. 3.2})$$

Considerando a existência de uma diferença entre a reta ajustada e a reta real (que efetivamente passa por todos os pontos descritos pelos pares (x_n, y_n)), a soma dos quadrados desses desvios pode ser escrita como:

$$SQR = \sum_{i=1}^n (u_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \quad (\text{Eq. 3.3})$$

Deve-se escolher os valores de b_0 e b_1 que forneçam o menor valor de SQR, quando substituídos por β_0 e β_1 na Eq. (3.3). Através de operações matemáticas, é possível obter um conjunto de equações chamadas *equações normais*, que simplificam o cálculo dos estimadores.

O valor obtido na Eq. (3.3) será utilizado na determinação do estimador não-tendencioso s^2 da variância S^2 do grupo de dados, conforme apresentado a seguir:

$$s^2 = SQR/n-p-1, \quad (\text{Eq. 3.4})$$

onde n é o número de observações e p o número de variáveis independentes.

Os mesmos estimadores b_0 e b_1 podem ser determinados através da aplicação de álgebra matricial. O método matricial pode apresentar vantagens, levando a obtenção mais rápida de resultados, em problemas de regressão múltipla.

A maioria dos pacotes computacionais da área de estatística realizam esses cálculos, oferecendo resultados bastante precisos. Vários autores ocupam-se do tema, tais como Snedecor & Cochran (1967: 147 e 389) e Draper & Smith (1967: 10-13), apresentando deduções matemáticas e vários exemplos e prestando-se para eventuais consultas.

Como citado anteriormente, as constantes b_j são estimativas não-tendenciosas de β_j . Suas propriedades (não discutidas nesse texto, mas apresentadas no trabalho de Draper & Smith (1967) anteriormente citado) permitem formular testes de hipóteses onde valores de β_j^0 são testados pelo pesquisador (esses testes baseiam-se na estatística t , a qual apresenta a distribuição de Student). O cálculo de t , bem como de seu

respectivo nível de significância é uma rotina comum em pacotes computacionais de estatística (para descrições detalhadas e exemplos de testes de hipótese, ver Freund [1988]).

Uma vez obtida a equação de regressão é necessário avaliar a adequação do modelo obtido aos dados observados. Para tanto, calcula-se o coeficiente de correlação da amostra, relacionando os valores de y observados e y ajustados, através da fórmula apresentada abaixo:

$$R = \frac{[\text{Sum}(y_i - y')(y^*_i - y^{*'})]}{[\text{Sum}(y_i - y')^2 \text{Sum}(y^*_i - y^{*'})^2]^{1/2}} \quad (\text{Eq. 3.5})$$

onde y' é a média dos y_i , y^*_i os valores ajustados (preditos) de y_i , e $y^{*'}$ a média dos valores ajustados y^*_i .

Este índice mede a eficiência do ajuste (isto é, o "poder" da relação linear) entre y e x_j . O quadrado de R (R^2 , denominado *coeficiente de determinação*) é classicamente interpretado como a parcela da variabilidade total em y que pode ser explicada por x . Os coeficientes R , calculados para os casos de regressão simples ou múltipla através da Eq. (3.5), são denominados, respectivamente, de *coeficientes de correlação simples e múltipla*.

Desta forma, se o cálculo de R^2 resultar em um valor próximo a 1,0, grande parte da variabilidade observada nos resultados de y pode ser explicada quando se leva em conta os correspondentes valores de x_j , ou seja, y é efetivamente uma função de x_j . Porém, esse índice isoladamente não garante que o ajuste entre a equação e os dados seja eficiente, sendo necessário complementar a análise com testes de significância e conferência dos gráficos de resíduos.

Os procedimentos utilizados na conferência do ajuste da equação serão apresentados no item 4.1 desse trabalho.

Alguns tipos de violações nos modelos de regressão são bastante comuns devendo, portanto, ser observadas. O primeiro diz respeito à incidência de pontos extremos ou externos ao grupo de dados, conhecidos como *outliers*. Sua identificação é feita através da análise dos gráficos de [resíduos x variável

independente], ou dos gráficos de [resíduos x valores ajustados y^*]. O efeito dos *outliers* sobre a inclinação da reta de regressão, por sua vez, pode ser avaliado através do gráfico dos valores de $[y \times x]$. A utilização de gráficos no suporte à análises de regressão (particularmente em casos de regressão simples) foi reportada de maneira eficiente e resumida por Anscombe (1973).

A cautela quanto a incidência de *outliers* deve-se ao fato de que os modelos definidos com ênfase nesses pontos podem gerar previsões pouco exatas, já que a reta de regressão sofre consideráveis desvios em função desses pontos extremos. Assim, deve-se examiná-los sistematicamente através de métodos apropriados.

O segundo tipo de problema diz respeito à transformação dos dados, as vezes necessária para satisfazer a condição de linearidade suposta para o modelo. Como já foi visto anteriormente, uma vez constatada a não linearidade das variáveis, pode-se testar algumas transformações visando corrigir esse problema. Uma variável será linear se e somente se o parâmetro correspondente a essa variável entrar linearmente na equação de regressão.

Outra situação onde a transformação de dados pode se fazer necessária é aquela em que a variável dependente y apresenta uma distribuição na qual a variância está relacionada com a média, gerando valores não-constantes de variância e comprometendo uma das suposições da regressão (a da homogeneidade da variância). A transformação de dados nesse caso tem por objetivo estabilizar a variância.

A determinação de um modelo ideal de regressão múltipla deve iniciar com a análise das estatísticas sumárias obtidas para os dados quando todas as variáveis independentes estiverem incluídas no modelo. A análise direta dos valores de t aponta quais variáveis são significativamente maiores que zero, sendo "candidatas" a permanecer no modelo. A exclusão das demais depende dos resultados obtidos em um teste de hipótese.

O teste de hipótese para comparação do modelo completo com o modelo reduzido (obtido após o ajuste da equação), parte de

uma hipótese nula H_0 onde supõe-se que o modelo reduzido não descreve os dados com maior eficiência do que o modelo completo. Seja y_i^* o valor previsto para y_i utilizando a equação completa e y_i^+ o valor obtido utilizando a equação reduzida. A deficiência de ajuste associada ao modelo completo, denominada $SQR(MC)$, será dada pelo somatório do quadrado dos erros ($y_i - y_i^*$). O modelo reduzido terá uma expressão similar, denominada $SQR(MR)$. O modelo completo possui $(p+1)$ parâmetros, ao passo que o modelo reduzido possui k parâmetros.

A estatística F utilizada no teste de hipótese será, então, dada por:

$$F = \frac{[SQR(MR) - SQR(MC)] / (p+1-k)}{[SQR(MC) / (n-p-1)]} \quad (\text{Eq. 3.6})$$

Rejeita-se a hipótese nula se o valor de F calculado na Eq. (3.6) for maior que o valor de F tabelado, com $(p+1-k)$ e $(n-p-1)$ graus de liberdade, a um nível de significância pré-determinado (normalmente igual a 0,05).

As tabelas com os valores críticos da distribuição de F para diferentes níveis de significância podem ser encontradas em Freund (1988) e Snedecor & Cochran (1967), entre outros.

A utilização do teste de hipótese descrito acima é extremamente importante na análise de regressão, já que se deseja uma equação que descreva o fenômeno em estudo da melhor maneira possível e com o menor número de termos.

Esses testes serão utilizados na análise dos dados do experimento-matriz, nesse estudo de caso. A composição da equação de regressão mais apropriada será feita, basicamente, através da análise dos valores de t e F calculados para os diferentes termos e para o modelo reduzido proposto.

É interessante comentar, dada a natureza do experimento em estudo, duas suposições implícitas na análise de modelos de regressão múltipla e apropriadamente apontadas por Chatterjee & Price (1977: 58-59). São elas: (1) as variáveis independentes são do tipo não-estocástico, e (2) os valores de x são medidos sem nenhum erro.

Possíveis falhas nessas suposições resultariam em um incremento na variância residual e em uma diminuição no coeficiente de determinação R^2 .

Finalmente, para concluir essa introdução ao problema da regressão linear, é importante ressaltar que qualquer modelo de regressão obtido para um grupo de dados deve estar em sintonia com o fenômeno em estudo. Isto é, a inclusão de termos ao modelo deve, necessariamente, ter respaldo técnico. De outra forma, corre-se o risco de modelar o erro experimental.

3.4.3. Regressão Robusta - Fundamentos Teóricos

A Regressão Robusta (RoR) é um procedimento aplicado à problemas de regressão linear onde deseja-se obter coeficientes "robustos", isto é, menos sensíveis à variações extremas que alguns pontos experimentais possam apresentar. Também é utilizado quando, nos próprios dados em estudo, verifica-se um desvio das condições pressupostas de normalidade dos resíduos.

A aplicação das técnicas de RoR, mesmo as mais simples como a que se abordará nesse trabalho, requer uma extenuante rotina de cálculos. Desta forma, é importante verificar em que situações a aplicação de um procedimento como este pode ser vantajosa.

A ocorrência de pontos extremos num conjunto de dados qualquer, bem como algumas anomalias no que diz respeito à normalidade da distribuição dos resíduos $(y - y^*)$ ¹², referentes à eficiência do ajuste de uma determinada equação de regressão aos dados, costumam ser relativamente frequentes; isso pode gerar distribuições de probabilidade particularmente alongadas nas extremidades.

Teoricamente, casos como esse seriam diagnosticados como ideais para utilização da RoR. Snee & Irr (1981) citam um exemplo onde o tamanho da amostra era igual a 760, onde verificava-se anormalidade dos resíduos e onde, mesmo assim, a

¹²Essa notação, bem como algumas apresentadas mais adiante no texto, já foram introduzidas nos itens precedentes, tendo, aqui, idêntico sentido.

utilização da RoR não ofereceu resultados melhores que aqueles obtidos com o método dos mínimos quadrados¹³. Em contrapartida, nos dados do experimento-matriz, como se verá mais adiante, a utilização da RoR apresentou resultados surpreendentes.

Atualmente, com a presença de rotinas de RoR em programas de estatística, a verificação dos resultados obtidos em cada caso (RoR e CMR) é imediata, dispensando o trabalho exaustivo de calcular sucessivas interações.

A obtenção de estimadores robustos foi inicialmente proposta por Huber (1972) e diferenciava-se do Método dos Mínimos Quadrados (MMQ) basicamente por minimizar uma função dos resíduos $f(e_i)$ ao invés da soma de seus quadrados (onde e_i era dado por $e_i = y_i - x'j\beta$).

O procedimento utilizado nesse trabalho para obtenção de coeficientes robustos de regressão pode ser vista, por exemplo, em Welsch (1980), sendo conhecido como *bisquare weights*¹⁴, ou, simplesmente, *biweights*.

A técnica dos *biweights* foi proposta e posteriormente difundida por Tukey (1977). Os *softwares* que executam a RoR através da técnica dos *biweights* seguem a rotina de operações descritas nesse trabalho e apresentada mais adiante.

A determinação do modelo robusto de regressão do experimento-matriz foi feita através de um programa computacional de estatística cuja rotina de obtenção dos estimadores robustos utiliza a técnica dos *biweights*.

¹³Neste exemplo específico estavam envolvidos 27 grupos diferentes de dados. Quando os resíduos foram padronizados utilizando o desvio padrão dos resíduos obtidos para cada variável, as caudas da distribuição de probabilidade "encolheram", e a distribuição resultante ajustou-se melhor à distribuição normal.

¹⁴A tradução mais apropriada de *bisquare weights*, dentro do contexto desse texto, seria "quadrados bilaterais dos pesos". O termo *bisquare* não consta no *The American Heritage Dictionary of the English Language*, constituindo-se, provavelmente, de um diminutivo das palavras *bilateral* e *square*.

a. O Conceito de Medida Robusta

O conceito de medida robusta pode ser facilmente compreendido se apresentado a partir de um exemplo. Suponha que, a partir de um grupo de dados, deseja-se calcular as estatísticas *média aritmética* e *mediana*. Considere, também, que esse grupo de dados é oriundo de medidas de desempenho de um processo.

Os valores poderiam ser {12, 8, 3, 17, 4, 10, 15}, com média 9,86 e mediana 10. As duas estatísticas resultaram em valores muito próximos, o que leva à um ajuste dos dados à distribuição normal, dada a simetria dos valores em torno do valor médio (conforme Freund [1988]).

Suponha que o próximo dado coletado seja obtido quando o processo está fora de controle, e o valor obtido é bem acima dos demais, como, por exemplo, 39. A média aritmética vai ser bastante alterada a partir da entrada do valor espúrio no conjunto de dados. Seu valor vai mudar de 9,86 para 13,5.

A mediana, contudo, vai passar de 10 para 11, isto é, a inclusão do dado espúrio não apresentou um efeito significativo sobre essa estatística.

A mediana é um primeiro exemplo de medida *robusta*. No entanto, a mediana não é uma medida robusta muito eficiente, pois ela não acessa toda a informação que os dados contêm. Os *biweights*, por outro lado, fornecem uma estimativa robusta e eficiente da tendência central; os *biweights* são uma das medidas robustas mais freqüentemente utilizadas pelos estatísticos.

Quando o erro experimental é grande, isto é, quando o efeito das variáveis não controláveis pode ser pronunciado, valores extremos são possíveis de ocorrer, e as medidas convencionais de tendência central e variabilidade (ou seja, a média aritmética e o desvio-padrão), obtidas a partir de uma amostra aleatória, podem resultar bastante diferentes dos verdadeiros parâmetros populacionais.

Nestes casos, a introdução de medidas robustas (por exemplo, o uso dos *biweights*) é recomendável. Os *biweights*

ponderam a importância de uma observação levando em conta a magnitude do resíduo por ela produzido. Quanto maior o afastamento de uma observação em relação ao seu valor esperado, menor será o peso atribuído a essa observação.

Desta forma, compreende-se que a introdução dos *biweights* à um conjunto de dados estreita as caudas da distribuição por ele apresentada, diminuindo a importância dos valores espúrios no conjunto e conduzindo, nos problemas de regressão, à obtenção de estimadores robustos, menos sensíveis a variações extremas que alguns pontos experimentais possam apresentar.

b. O Método dos *Biweights*

As observações em um problema de regressão qualquer podem ser ponderadas adotando-se o critério descrito por Mosteller & Tukey (1977), apresentado a seguir:

$$w_i(u) = \begin{cases} (1 - u_i^2)^2 & \text{se } |u_i| \leq 1, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (\text{Eq. 3.7})$$

onde,

$$u_i = R_i/cS \quad (\text{Eq. 3.8})$$

e,

$$R_i = y_i - y^* \quad (\text{Eq. 3.9})$$

S é a mediana de $(|y_i - y^*|)$, isto é, uma medida resistente de variabilidade, e

c é uma constante (a ser definida a seguir).

Os pesos são atribuídos conforme os resíduos obtidos na Eq. (3.9), computando a diferença entre os valores reais y_i e os valores ajustados y^* . O valor de S fornece uma estimativa resistente da variabilidade através do cálculo da mediana do conjunto dos desvios absolutos $(|y_i - y^*|)$. Este valor, em

casos onde a distribuição é próxima à normal, é de aproximadamente $\frac{2}{3}$ de Sigma. Para a constante c é comum adotar-se um valor entre 6 e 9. Quando $c = 9$, o produto cS equipara-se ao intervalo 6-Sigma de uma distribuição normal.

Quanto maior for o desvio do valor ajustado y^* em relação ao valor observado y_i , maior será o valor de R_i e, conseqüentemente menor será o valor de u_i . Uma vez aplicando-se o valor na Eq. (3.7), o peso será tanto maior quanto menor for o valor de u_i , isto é, quanto menor for o desvio $|y_i - y^*|$.

Assim, verifica-se que a RoR busca dar um peso maior aos dados agrupados em torno da média do conjunto e um peso menor aos pontos extremos. Como esses pontos extremos, na maioria dos casos, foram decorrência de erros experimentais, o procedimento da RoR busca valorizar dados obtidos em condições normais de coleta.

Os métodos robustos (como, por exemplo, a RoR) costumam fornecer estimativas mais confiáveis, pois lidam de uma forma eficiente com o erro experimental, amortecendo o efeito de eventuais valores extremos.

A determinação dos coeficientes robustos é resultante de um processo iterativo que, na maioria dos casos, converge no intervalo entre 5 e 15 interações.

Os passos do processo iterativo estão apresentados no item 4.2 desse trabalho, juntamente com os resultados obtidos utilizando as diferentes variáveis de resposta.

3.4.4. Ridge Regression - Fundamentos Teóricos

O termo *Ridge Regression* pode ser traduzido como "Regressão a partir do topo". Essa denominação foi criada por Hoerl, em 1962. Nesse trabalho, essa técnica de regressão será denominada pelo seu nome original, *Ridge Regression*.

A *Ridge Regression* (RiR) é um método de estimativa de coeficientes de regressão que apresenta vantagens quando utilizado em casos onde as variáveis independentes são não-ortogonais.

Hoerl (1962) propôs uma via alternativa para estimar os valores de β que controlasse a instabilidade associada às estimativas feitas pelo método dos mínimos quadrados (MMQ). O modelo proposto, seus desdobramentos, bem como as propriedades a ele atribuídas encontram-se descritas no trabalho de Hoerl & Kennard (1970).

Existem diversas vias computacionais para definir os estimadores *ridge*. A mais simples e provavelmente mais direta é aquela que utiliza o chamado *Ridge Trace*, ou gráfico da *Ridge*, como técnica de verificação (uma descrição mais detalhada desse gráfico é apresentada a seguir).

Os estimadores obtidos na RiR são tendenciosos, porém apresentam a propriedade de não serem afetados por pequenas variações nos dados (além de, em muitos casos, apresentarem uma média dos quadrados dos resíduos menor que dos estimadores obtidos pelo MMQ).

Os estimadores da RiR podem reproduzir os dados com maior ou menor eficiência, comparativamente ao MMQ, dependendo da maior ou menor incidência de multicolinearidade nos dados e da ocorrência de um *alinhamento favorável* dos coeficientes (quando os maiores coeficientes padronizados correspondem aos maiores valores de Eigen).

Os estimadores da RiR são obtidos através do conjunto alterado de equações normais (já apresentadas no item 3.4.2). Suponha que a forma padronizada do modelo de regressão linear é dada por:

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + u. \quad (\text{Eq. 3.10})$$

Os coeficientes estimados pela RiR são obtidos a partir do conjunto de equações:

$$\begin{aligned} (1 + k')\beta_1' + \dots + r_{1p}\beta_p' &= r_{1y} \\ &\vdots \\ r_{p1}\beta_1' + \dots + (1 + k')\beta_p' &= r_{py} \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.11})$$

onde:

B' - coeficientes da RiR,

k' - "parâmetro de tendência" que distingue a RiR da RMC,

r_{jk} - correlação entre a j ésima e a k ésima variável independente.

r_{jy} - correlação entre a j ésima variável independente e a variável de resposta y .

Os estimadores *ridge*, B' , podem ser relacionados aos estimadores B obtidos pelo RMC pela equação:

$$B' = [I_p + k'(X'X)^{-1}]^{-1} B \quad (\text{Eq. 3.12})$$

O parâmetro k' é o que diferencia a RiR da RMC convencional. Se o valor de k' for igual a zero, as estimativas obtidas na RiR serão iguais aquelas obtidas através da Regressão Múltipla Convencional. Hoerl & Kennard (1970A) demonstraram existir um valor de k' no qual os coeficientes estimados pela RiR tornam-se estáveis a pequenas modificações nos dados. Este valor está situado, normalmente, entre 0 e 1.

Os métodos *Ridge* servem para suplantam a ocorrência de problemas de multi-colinearidade¹⁵ no grupo de dados em estudo. Outro importante aspecto da utilização da RiR é a análise do tipo de superfície formada pelos fatores e da sensibilidade dos resultados obtidos para o conjunto de dados em estudo, já que a maioria dos procedimentos de seleção de variáveis ou melhor sub-grupo de variáveis (esses procedimentos incluem a regressão *stepwise*, a verificação de todas as possíveis regressões 2^p , e demais métodos descritos em 4.1) não preocupam-se com esses aspectos. A verificação, assim, pode ser feita por observação direta no gráfico conhecido como *Ridge Trace* ou através do cálculo de um índice denominado fator de inflação da variância.

No gráfico *Ridge Trace* os valores dos p coeficientes de regressão são plotados contra os valores de k' . Trata-se de uma

¹⁵ A verificação da existência de multicolinearidade pode ser feita diretamente através da matriz dos $(X'X)^{-1}$, da matriz de correlação e dos valores de Eigen.

ilustração das inter-relações existentes entre os vetores não-ortogonais de predição e seus efeitos sobre a estimativa de β . Esse gráfico é montado a partir de uma tabela onde os valores de k' são variados, num intervalo entre 0 e 1. Os valores mais próximos do limite inferior dão uma melhor idéia da estabilidade dos coeficientes. Em casos onde a multi-colinearidade está presente, o gráfico apresenta grandes oscilações para valores pequenos de k' .

A outra via de verificação da multi-colinearidade passa pela determinação da razão " R_L ", que mede o quadrado do erro nos estimadores obtidos pelo método dos mínimos quadrados (MMQ), comparando-o com o mesmo erro, no caso de ortogonalidade entre as variáveis. A obtenção dessa razão depende da determinação do chamado *fator de inflação da variância* (FIV), definido como a constante de proporcionalidade entre a variância do coeficiente de regressão estimado pelo MMQ e a variância do termo residual no modelo de regressão. Uma abordagem mais completa desse método de verificação pode ser encontrada em Chatterjee & Price (1977:182).

A partir da análise do *Ridge Trace* é possível determinar-se um valor de k' que estabilize os coeficientes do sistema, caracterizando-o como ortogonal¹⁶. A identificação do valor apropriado de k' segue os seguintes critérios (Hoerl & Kennard [1970B]):

a. Coeficientes com sinais trocados em $k'=0$, tendem a assumir seus sinais e valores absolutos apropriados, quando k' estiver em seu valor selecionado.

b. A soma dos quadrados dos resíduos deve apresentar um valor razoável. Os parâmetros de comparação devem ser os seguintes: o valor deverá ser pequeno se comparado à soma dos

¹⁶ Uma abordagem mais completa da determinação do valor de k' é apresentada por Hoerl & Kennard (1970B). Se o valor R^2 , descrito anteriormente, corresponder ao quadrado do comprimento do vetor B (que estima o vetor β), então β' será o valor de B que minimiza a função F dada por:

$$F = (Y - XB)'(Y - XB) + (1/k)(B'B - R^2)$$

Na prática, escolhe-se valores de k' entre 0 e 1 e verifica-se qual deles minimiza a função F.

quadrados dos resíduos obtida a partir da RMC e grande se comparado à possível variância do processo gerador dos dados.

c. O valor de k' selecionado deve ser o menor do grupo dos k'_s possíveis, já que esse valor corresponde à tendência introduzida no grupo de dados.

A RiR pode ser utilizada como uma técnica para seleção das variáveis de um modelo de regressão, complementando os diversos testes já descritos (ver item 4.1). A seleção de variáveis também será feita através da análise do *Ridge Trace*. Os critérios para eliminação de variáveis são (Hoerl & Kennard [1970B]):

a. Variáveis cujos coeficientes forem pequenos (independente de serem estáveis ou não) ou tendam a zero devem ser eliminadas do modelo;

b. Após a eliminação das variáveis cujos coeficientes forem instáveis, as variáveis remanescentes devem ser utilizadas na montagem da equação de regressão.

A *Ridge Regression* trabalha com dados padronizados (essa padronização é feita subtraindo de cada valor individual o valor da média, dividindo o resultado pelo desvio-padrão das observações). Sendo assim, a magnitude dos coeficientes pode ser comparada diretamente. Essa padronização é muito oportuna em casos onde os valores de X_j apresentam valores escalares muito diferentes (por exemplo, a a variável X_1 apresenta valores no intervalo entre 0.01 e 0.05 e a variável X_2 apresenta valores no intervalo entre 1000 e 5000).

No item 4.3, apresenta-se os resultados obtidos ao aplicar-se a RiR aos dados do experimento-matriz. Trata-se de uma ilustração muito apropriada, pois além de esclarecer tópicos relativos à operacionalização da RiR, fornece uma boa perspectiva sobre seu escopo de eficiência.

CAPITULO 4

AVALIAÇÃO ESTATÍSTICA DO EXPERIMENTO

Neste capítulo aborda-se, inicialmente, as diversas análises realizadas com os dados modificados, e, finalmente, alguns assuntos de importância concernentes ao problema da regressão e ao caso em estudo.

Enquanto o primeiro desses assuntos encontra aplicação direta sobre o experimento por tratar-se do projeto "ideal" para o caso em estudo, o segundo não passa de uma investigação teórica sobre o grau de adequação do projeto proposto como "ideal", comparado com o experimento efetivamente realizado.

Quanto a avaliação estatística dos dados, determinou-se uma seqüência de testes para investigação, com base em referências bibliográficas e no próprio andamento das análises. A expectativa inicial era de que, a medida que os testes fossem sendo realizados, modelos mais apropriados fossem sendo encontrados. Porém, como poderá se ver nos itens seguintes, não foi esse exatamente o resultado obtido. Mesmo assim, todos os testes serviram, de uma maneira ou de outra, para esclarecer mais pontos sobre o modelo de regressão sugerido como ideal.

Ao final da seqüência de análises, se apresentará aquele modelo que mais provavelmente descreve o tipo de regressão apresentado no experimento.

4.1. Regressão Linear Múltipla

Os procedimentos para determinação de um modelo de regressão utilizando a metodologia clássica da Regressão Linear Múltipla (RMC) foram aplicados aos três grupos de dados modificados - MED, INDEQ₁ e INDEQ₂ -, utilizando como base um dos pacotes computacionais disponíveis no mercado. Como o software utilizado não executa todos os testes apresentados nessa análise, alguns deles foram realizados em outros programas (como planilhas eletrônicas) ou determinados por cálculo direto.

Os procedimentos e resultados são apresentados em partes seqüenciadas. Uma vez sendo o mesmo o modelo de regressão ajustado para os três índices, o desenvolvimento dos testes realizados para seleção das variáveis e sua especificação funcional é apresentado para apenas uma das variáveis (escolheu-se, aleatoriamente, a variável MED), seguidos de um quadro-resumo contendo os resultados finais obtidos para as demais variáveis.

Para facilitar a compreensão, cada teste está acompanhado de uma pequena revisão teórica. Para descrições mais detalhadas são indicadas as fontes bibliográficas utilizadas na pesquisa e elaboração do texto.

O início da análise de regressão de um grupo de dados compreende a abordagem de dois problemas. São eles: a escolha das variáveis independentes candidatas a entrar no modelo e a definição da forma em que essas variáveis devem aparecer na equação.

Antes disso, porém, é preciso definir qual a finalidade do modelo de regressão desejado. Chatterjee & Price (1977:196-197) apresentam a seguinte classificação de acordo com a utilização a ser dada ao modelo:

a. *Propósito Descritivo*, isto é, pretende-se simplesmente descrever um processo ou sistema de interações entre variáveis. Com esse objetivo, procura-se obter uma equação enxuta, com o menor número possível de variáveis e que explique, da melhor

maneira, a variabilidade na variável dependente. Como essa variabilidade vem descrita pelo valor do coeficiente de determinação R^2 , procura-se obter um modelo onde R^2 seja próximo à unidade.

b. O modelo será utilizado para *Estimativa ou Predição* do valor da variável dependente para um determinado vetor X. Nesse caso, a seleção das variáveis deve minimizar o valor da MQR (Média do Quadrado dos Resíduos) da predição.

c. O modelo será utilizado como *Ferramenta de Controle* de um determinado processo. Nesse caso, pretende-se avaliar o efeito de pequenas modificações nas variáveis independentes sobre a variável de resposta. A seleção das variáveis do modelo deve, assim, apresentar valores pequenos para os erros dos coeficientes, já que esses devem ser medidos com precisão.

O experimento-matriz pode ser classificado como um experimento com propósitos descritivos, onde um dos objetivos principais é a descrição do experimento da maneira mais precisa possível. Assim, um dos parâmetros de controle a ser cuidadosamente monitorado será o valor do coeficiente de determinação R^2 . Além disso, o modelo de regressão pode ser utilizado como uma eficiente ferramenta de otimização, permitindo a identificação dos níveis ótimos das variáveis controláveis.

O melhor subgrupo de variáveis componentes do modelo final de regressão foi definido usando um procedimento denominado *Seleção Stepwise*.

O procedimento de seleção *Stepwise* consiste da reunião de outros dois procedimentos: o *método de seleção prospectiva* (SP) e o *método de eliminação retrospectiva* (ER).

No primeiro procedimento, inicia-se a análise com uma equação contendo apenas β_0 . O primeiro passo é a inclusão da variável independente com o maior índice de correlação com a variável y . A permanência dessa variável no modelo é testada verificando o nível de significância da estatística t correspondente. A inclusão das demais variáveis no modelo

obedece esse mesmo critério, observando que a variável y , após a inclusão da primeira variável independente, deve ser ajustada a seu efeito.

O segundo procedimento segue o caminho inverso do primeiro. Inicia-se a análise com o modelo completo, sendo as variáveis retiradas conforme sua contribuição na redução da soma dos quadrados dos resíduos do modelo (essa contribuição pode ser verificada, igualmente, pelo valor da estatística t). A retirada de variáveis termina quando todos os termos da equação (reduzida) possuírem valores significativos para a estatística t .

O procedimento de seleção *stepwise*, por sua vez, cria uma seqüência de modelos de regressão, nos quais variáveis são introduzidas ou retiradas. A cada novo modelo, o resultado obtido é verificado através de um teste F parcial. Assim, a possibilidade de entrada de uma variável no modelo é verificada pela comparação do valor de F da variável com um valor de F_{entrada} previamente determinado. Se F_{var} for maior que F_{entrada} , a variável será introduzida no modelo.

A seleção *stepwise* pode ser definida como um método de seleção prospectiva onde a possibilidade de retirada de variáveis é, também, verificada.

Os termos apresentados na Tab. (4.1), foram definidos utilizando a Seleção *Stepwise*.

O passo seguinte à seleção das variáveis é a definição da forma em que elas apareceriam na equação. Para tanto, procedeu-se a análise em duas etapas:

- (a) Verificação da linearidade da variável dependente;
- (b) Especificação funcional das variáveis independentes.

A primeira das etapas foi a mais simples. Através da verificação do gráfico dos valores de (y observados x y ajustados), é possível analisar a curvatura dos dados de MED, INDEQ₁ e INDEQ₂. Este procedimento é feito utilizando-se todas as variáveis independentes no modelo.

Os dois primeiros índices (MED e INDEQ₁) apresentaram linearidade satisfatória. No caso de INDEQ₂, contudo, foi necessário proceder uma transformação do tipo $y = \log x$.

A especificação funcional das variáveis independentes foi mais trabalhosa. Para cada uma das variáveis "candidatas" do modelo completo de regressão, testou-se as seguintes formas (individualmente e em duplas. As variáveis serão genericamente denominadas VAR, correspondendo a qualquer uma das variáveis independentes): VAR, VAR², VAR³ e LOG(VAR).

A seqüência de teste das variáveis foi determinada através de um teste denominado *Teste C_p*¹⁷. Após concluir-se a verificação das 7 variáveis sugeridas para o modelo reduzido, testou-se a inclusão das duas restantes, para verificar a significância.

Foram também testadas interações de dois e três fatores. A seleção das interações a serem verificadas foi feita baseada no conhecimento acerca do processo (ou seja, o conhecimento acerca de fatores que possivelmente apresentariam interações de alguma espécie).

Além disso, buscou-se testar, pelo menos uma vez, a interação de cada variável com as demais. Esse procedimento resultou em 44 combinações, algumas com resultados bastante satisfatórios.

Tabela 4.1. Resumo da verificação das variáveis independentes e sua especificação funcional.

Variável	Formas testadas	Formas Possíveis	Forma Final
PRE	PRE ² , PRE ³ , (PRE + PRE ²), (PRE + PRE ³), (PRE ² + PRE ³)		PRE
AMI	AMI ² , AMI ³ , (AMI + AMI ²), (AMI + AMI ³), (AMI ² + AMI ³)	AMI + AMI ² AMI + AMI ³	AMI + AMI ²

¹⁷A sistemática do Teste C_p não será apresentada neste trabalho. Para maiores informações, sugere-se consultar o trabalho de Mallows (1973).

Tabela 4.1. Resumo da verificação das variáveis independentes e sua especificação funcional (Continuação).

Variável	Formas testadas	Formas Possíveis	Forma Final
ESP	$ESP^2, ESP^3, LOG(ESP)$ $(ESP + ESP^2),$ $(ESP + ESP^3),$ $(ESP^2 + ESP^3)$ $(LOG(ESP) + ESP)$ $(LOG(ESP) + ESP^2)$ $(LOG(ESP) + ESP^3)$	$ESP^2 + ESP^3$	ESP
CIT	$CIT^2, CIT^3,$ $(CIT + CIT^2),$ $(CIT + CIT^3),$ $(CIT^2 + CIT^3)$		CIT
VEL	$VEL^2, VEL^3, LOG(VEL)$ $(VEL + VEL^2),$ $(VEL + VEL^3),$ $(VEL^2 + VEL^3)$ $(LOG(VEL) + VEL)$ $(LOG(VEL) + VEL^2)$ $(LOG(VEL) + VEL^3)$	VEL^2 $LOG(VEL)$	VEL^2
TEM	$TEM^2, TEM^3, LOG(TEM)$ $(TEM + TEM^2),$ $(TEM + TEM^3),$ $(TEM^2 + TEM^3)$ $(LOG(TEM) + TEM)$ $(LOG(TEM) + TEM^2)$ $(LOG(TEM) + TEM^3)$	TEM^2	TEM^2
MSG	$MSG^2, MSG^3, LOG(MSG)$ $(MSG + MSG^2),$ $(MSG + MSG^3),$ $(MSG^2 + MSG^3)$ $(LOG(MSG) + MSG)$ $(LOG(MSG) + MSG^2)$ $(LOG(MSG) + MSG^3)$	MSG^2 $LOG(MSG)$	MSG

Alguns dos fatores (como o MSG e o CIT) não apareceram isoladamente no modelo final, passando a aparecer somente nas interações.

As interações mais importantes verificadas foram as seguintes (somente serão apresentadas aquelas interações com alguma significância):

Tabela 4.2. Resumo da verificação das interações entre variáveis

Interação	Formas possíveis	Forma Final
PRE-VEL	PRE * LOG(VEL) PRE * VEL	PRE * VEL
PRE-TEM	LOG(PRE) * TEM ² PRE * TEM	
PRE-VEL-TEM	PRE * VEL * TEM	
ASC-CIT	ASC * CIT (ASC + CIT) (ASC + CIT) ²	(ASC + CIT) ²
ASC-CIT-(2*SO ₂)-SO ₂	ASC + CIT + (2 * SO ₂)	ASC + CIT +

O modelo final obtido para as três variáveis foi:

$$y = AMI + AMI^2 + TEM + TEM^2 + VEL + VEL^2 + PRE + ESP + (PRE * VEL) + (ASC + CIT)^2 + (ASC + CIT + (2 * SO_2)).$$

Alguns comentários quanto ao modelo final fazem-se necessários. Uma das variáveis de controle do experimento, MSG, não apareceu no modelo. Outras três variáveis (ASC, CIT e SO₂) apareceram em forma combinada, mas não como termos simples.

A exclusão da variável MSG no modelo final pode ser tecnicamente explicada. O intervalo de variação dessa variável é [1.0; 1.8]. A presença deste aditivo químico na composição do fluido (*slurry*) é indispensável, pois possibilita a demoldagem do material desidratado do cilindro de secagem. Porém, a um nível de utilização equivalente a 1% (nível mínimo) seu efeito demoldante já é efetivo. A adição de maior ou menor quantidade desse aditivo a partir desse nível mínimo vai apresentar um efeito pequeno somente sobre o sabor do produto final (e, evidentemente, sobre seu custo).

Sendo assim, sua inclusão no modelo não se justifica tecnicamente. Supondo, porém, que seu intervalo de variação

fosse [0.0; 1.8], sua exclusão seria necessariamente contestada, já que entre 0.0% até aproximadamente 0.8% seu efeito demoldante é crescente.

As variáveis ASC e CIT não participam do modelo como termos simples devido, provavelmente, a falhas no projeto do experimento, já que seriam tecnicamente justificadas. Porém, sua inclusão na forma combinada parece correta.

A interação entre ASC e CIT, tendo em vista o sinergismo entre estes antioxidantes, também deveria constar no modelo final. Este efeito não foi constatado no modelo final devido, também, à deficiências no projeto do experimento.

O modelo final também apresenta um termo que contempla a ação combinada de ASC, CIT e SO_2 , atribuindo peso dobrado a este último. A maior importância conferida ao SO_2 no termo ($2*SO_2$) corresponde plenamente às expectativas, já que este antioxidante é muito mais poderoso que os demais.

As demais variáveis de controle participam do modelo como termos simples e, em alguns casos, quadráticos. Nestes casos, especificamente, os termos quadráticos indicam um efeito não-linear de AMI, TEM e VEL. Dentro de seus respectivos intervalos de interesse, essas variáveis foram descritas mais apropriadamente por uma curva de 2º grau.

Essas três variáveis foram avaliadas dentro de intervalos um pouco mais largos que aqueles utilizados para PRE e ESP. Uma ampliação nos intervalos de PRE e ESP talvez revelasse alguma curvatura que justificasse, também, a inclusão de termos quadráticos.

As variáveis operacionais TEM, PRE, VEL e ESP apresentam, isoladamente, efeito sobre a variável de resposta, sendo sua inclusão no modelo plenamente justificada. Com base na experiência e amparado pela bibliografia, esperava-se que a variável TEM interagisse com AMI e, em menor escala, com MSG. Nenhuma dessas interações, todavia, apareceram no modelo.

Outras interações possíveis entre as variáveis operacionais seriam $ESP*PRE$ e $VEL*ESP$, também ausentes do modelo. Porém, a interação de ocorrência mais provável (sob o

ponto de vista técnico) é PRE*VEL. O modelo previu corretamente essa interação.

Apesar de todos os termos apresentados no modelo serem significativos, o maior valor de $|t|$ obtido foi para a variável AMI. Mesmo sendo um fator importante, outras variáveis de controle de composição apresentam importância similar (é o caso, por exemplo, dos antioxidantes ASC e CIT.).

Da mesma forma, existem variáveis de controle operacionais de importância igual ou maior que AMI. A variável PRE é um exemplo delas. No entanto, por problemas na coleta de dados, o modelo apontou AMI como o termo mais significativo, indicando possíveis deficiências no modelo final.

De qualquer modo, ele modela razoavelmente vários aspectos do processo em estudo e, mais adiante, será visto que ele prevê níveis ótimos bastante realísticos para as variáveis controláveis.

Assim, apesar da precariedade do projeto, o modelo obtido com os dados do experimento-matriz pode ser considerado satisfatório.

A análise de variância e demais estatísticas, bem como os gráficos relevantes na análise do ajuste do modelo são apresentados a seguir, para cada uma das variáveis dependentes.

A. Resultados obtidos utilizando o Índice MED

Tabela 4.3. Ajuste do Modelo utilizando MED.

Var. Ind.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	1.273968	0.274871	4.6348	0.0001
AMI ²	-0.142972	0.032537	-4.3942	0.0002
TEM	0.311469	0.052405	5.9435	0.0000
TEM ²	-0.002779	0.000414	-6.7105	0.0000
VEL	-4.923636	0.929779	-5.2955	0.0000
VEL ²	0.633966	0.164766	3.8477	0.0007
PRE	-1.331576	0.377496	-3.5274	0.0016
ESP	5.535630	0.456963	12.1140	0.0000
PRE * VEL	0.231476	0.171975	1.3460	0.1899

Tabela 4.3. Ajuste do Modelo utilizando MED (Continuação).

Var. Ind.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
(ASC+CIT) ²	-0.779220	0.104978	-7.4227	0.0000
(ASC+CIT+ 2*S02)	1.145469	0.208800	5.4860	0.0000

O modelo apresenta valores de t com níveis de significância bastante inferiores a 5%, com exceção da interação PRE * VEL. Optou-se, mesmo assim, pela manutenção desse termo, já que sua exclusão implicava numa revisão completa do modelo, levando a modelos de desempenho inferior. Além disso, o teste F para as variáveis apresenta um valor de F_{calc} significativo (alfa = 5%) para essa interação.

Tabela 4.4. Análise de Variância para a Regressão

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	1641.35	11	149.213	454.595
Erro	8.53406	26	0.328	
Total	1649.88	37		

Coefficiente $R^2 = 0.992838$

Erro padrão de estimativa = 0.572916

A probabilidade de F_{calc} ser menor que F_{tab} é inferior a 0.0001%. O valor do coeficiente R^2 é muito próximo de 1.0. Esses dois indicadores apontam a pronunciada significância do modelo obtido.

Tabela 4.5. Análise de Variância Parcial

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	1470.81665	1	1470.8167	4481.01	0.0000
AMI ²	35.69417	1	35.6942	108.75	0.0000
TEM	5.25267	1	5.2527	16.00	0.0005
TEM ²	25.15470	1	25.1547	76.64	0.0000
VEL	13.35709	1	13.3571	40.69	0.0000
VEL ²	16.72069	1	16.7207	50.94	0.0000
PRE	13.29108	1	13.2911	40.49	0.0000
ESP	40.13113	1	40.1311	122.26	0.0000
PRE*VEL	2.15999	1	2.1600	6.58	0.0164
(ASC + CIT) ²	8.88932	1	8.8893	27.08	0.0000
ASC+CIT + 2*SO2	9.87846	1	9.8785	30.10	0.0000
Modelo	1641.34594	11			

- Gráficos dos Resíduos

Gráfico 4.1

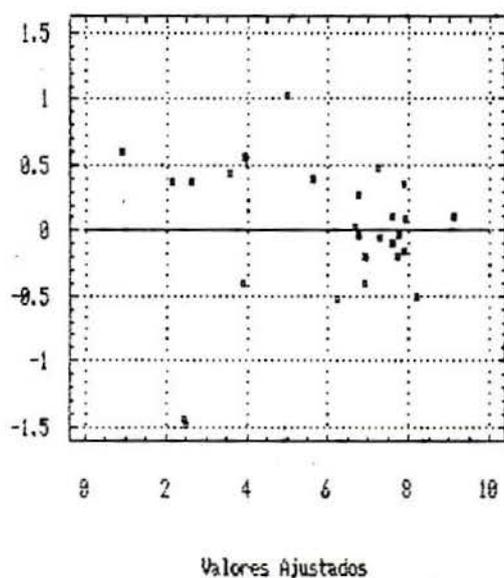


Gráfico 4.2

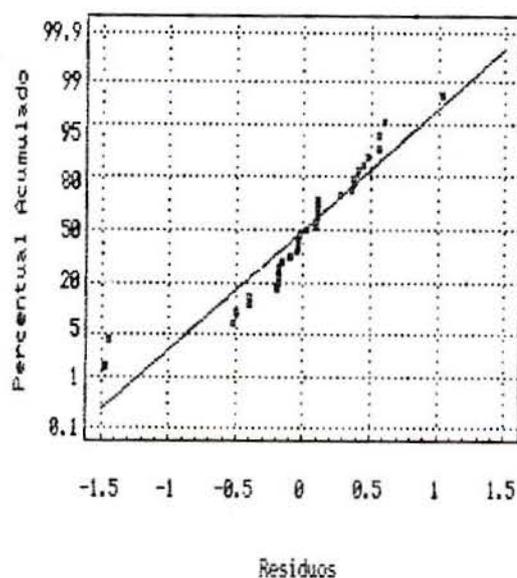


Figura 4.1 (à esquerda) - Valores ajustados *versus* Resíduos

Figura 4.2 (à direita) - Resíduos plotados em papel log-normal

A Fig. (4.1) (Valores ajustados x Resíduos) apresenta pontos aleatoriamente distribuídos, sem pontos extremos ou resíduos com desvio superior a 3-Sigma.

A Fig. (4.2), que apresenta os resíduos plotados no papel log-normal, não aponta evidências graves contra a normalidade da distribuição dos resíduos. Conforme sugerido por Hicks (1973), a análise desse gráfico enfatizou os pontos centrais, os quais apresentaram-se agrupados próximos à reta. Porém, uma análise atenta apontaria para a existência de dois pontos na região inferior do gráfico, à esquerda, que parecem não pertencer à população do restante dos dados. O erro associado a esses pontos é relativamente elevado, o que indica a falta de ajuste do modelo proposto para MED quanto à modelagem adequada da região onde se encontram esses pontos.

- Comentários sobre Outros Resultados

A matriz de correlação entre as variáveis independentes do modelo de regressão foi analisada quanto a incidência de valores muito próximos à unidade ou à zero. Os valores estão aleatoriamente distribuídos entre -1 e 1, com um único valor próximo a zero (-0.0064).

Finalmente, analisou-se a listagem dos resíduos padronizados. Verificou-se a ocorrência de corridas (*runs*, ou seja, seqüência de 5 ou mais valores plotados abaixo ou acima de zero) entre as rodadas 22-28 e 29-35. Porém, a confirmação dos resultados nas planilhas de testes mostrou tratarem-se de "testes para verificação de resultados", o que descaracteriza a ocorrência de corridas nessas rodadas.

- Modelo Final

O modelo de regressão obtido utilizando a variável dependente MED através da Regressão Múltipla Convencional vem descrito a seguir:

$$y = 1.273968AMI - 0.142972AMI^2 + 0.311469TEM - 0.002779TEM^2 - 4.923636VEL + 0.633966VEL^2 - 1.331576PRE + 5.535630ESP + 0.231476(PRE * VEL) - 0.77922(ASC + CIT)^2 + 1.145469(ASC + CIT + (2 * SO2)).$$

B. Resultados obtidos utilizando o índice INDEQ₁

Tabela 4.6. Ajuste do modelo utilizando o índice INDEQ₁

Var. Independ.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	-100.861630	10.462270	-9.6405	0.0000
AMI ²	13.099542	1.238424	10.5776	0.0000
TEM	-8.811987	1.994654	-4.4178	0.0002
TEM ²	0.103073	0.015760	6.5400	0.0000
VEL	379.924941	35.389730	10.7355	0.0000
VEL ²	-31.984478	6.271415	-5.1000	0.0000
PRE	118.196391	14.368425	8.2261	0.0000
ESP	-268.691309	17.393137	-15.4481	0.0000
PRE*VEL	-39.454055	6.545788	-6.0274	0.0000
(ASC+CIT) ²	57.359330	3.995723	14.3552	0.0000
ASC+CIT +2*SO ₂	-94.807290	7.947439	-11.9293	0.0000

Todos os fatores apresentam valores de t com níveis de significância bastante inferiores a 5%, comprovando a adequação do ajuste do modelo aos dados.

Tabela 4.7. Análise de Variância para a Regressão utilizando o índice INDEQ₁.

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	1486709.00	11	135155.000	284.221
Erro	12363.80	26	475.529	
Total	1499073.00	37		

Coeficiente $R^2 = 0.98858$
 Erro padrão de estimativa = 21.8066

A probabilidade de F_{calc} ser menor que F_{tab} é inferior a 0.0001%. O valor do coeficiente R^2 é muito próximo de 1.0, apesar de ser inferior ao valor obtido para MED. Apesar do erro padrão ser bastante superior àquele obtido para MED, os dois valores percentualmente se equivalem (basta verificar a magnitude dos coeficientes atribuídos para as variáveis independentes na Tab. (4.6). Por se tratarem de índices com unidades diferentes, a comparação de seus respectivos erros padrão não pode ser direta).

Tabela 4.8. Análise de Variância Parcial utilizando o índice INDEQ₁.

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	825741.881	1	825741.88	1736.47	0.0000
AMI ²	44537.515	1	44537.52	93.66	0.0000
TEM	304271.858	1	304271.86	639.86	0.0000
TEM ²	5170.352	1	5170.35	10.87	0.0028
VEL	27665.021	1	27665.02	58.18	0.0000
VEL ²	73534.209	1	73534.21	154.64	0.0000
PRE	8525.867	1	8525.87	17.93	0.0003
ESP	71129.351	1	71129.35	149.58	0.0000
PRE*VEL	28087.580	1	28087.58	59.07	0.0000
(ASC+ CIT) ²	30374.196	1	30374.20	63.87	0.0000
ASC+CIT+ 2*SO2	67671.570	1	67671.57	142.31	0.0000
Modelo	1486709.400	11			

- Gráficos dos Resíduos

Gráfico 4.3

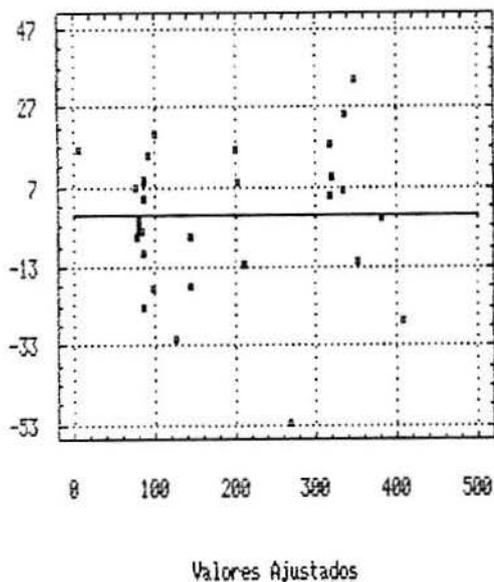


Gráfico 4.4

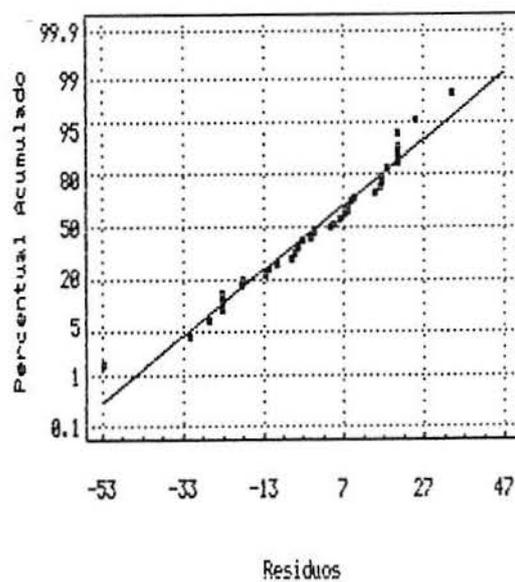


Figura 4.3 (à esquerda) - Valores ajustados *versus* Resíduos

Figura 4.4 (à direita) - Resíduos plotados em papel log-normal

A Fig. (4.3) (valores ajustados x resíduos) apresenta pontos aleatoriamente distribuídos, sem pontos extremos ou resíduos com desvio superior a 3-Sigma.

A análise da Fig. (4.4), que apresenta os resíduos plotados no papel log-normal, não aponta nenhuma evidência contra a normalidade da distribuição dos resíduos, estando os pontos agrupados mais próximos à reta do que no gráfico de resíduos obtidos para MED.

- Comentários sobre Outros Resultados

A matriz de correlação entre as variáveis independentes do modelo de regressão é idêntica àquela apresentada para MED, valendo, assim, os mesmos comentários feitos anteriormente.

A listagem dos resíduos padronizados referentes a cada rodada não apresentou nenhum valor além de 3-Sigma. A ocorrência de corridas se verificou nos mesmos moldes descritos para MED, não comprometendo as suposições acerca do modelo.

- Modelo Final

O modelo de regressão obtido utilizando a variável dependente $INDEQ_1$ através da Regressão Múltipla Convencional vem descrito a seguir:

$$\begin{aligned}
 y = & - 100.86163AMI + 13.099542AMI^2 - 8.811987TEM \\
 & + 0.103073TEM^2 + 379.924941VEL - 31.984478VEL^2 \\
 & + 118.196391PRE - 268.691309ESP \\
 & - 39.454055(PRE * VEL) + 57.35933(ASC + CIT)^2 \\
 & - 94.80729(ASC + CIT + (2 * SO2)).
 \end{aligned}$$

B. Resultados obtidos utilizando o índice (LOG)INDEQ₂

Tabela 4.9. Ajuste do modelo utilizando o índice (LOG)INDEQ₂.

Var. Independ.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	-1.2791970	0.119602	-10.6955	0.0000
AMI ²	0.162230	0.014157	11.4591	0.0000
TEM	-0.013430	0.022802	-0.5890	0.5610
TEM ²	0.000548	0.000180	3.0426	0.0053
VEL	3.984330	0.404565	9.8484	0.0000
VEL ²	-0.370029	0.071693	-5.1613	0.0000
PRE	1.135636	0.164256	6.9138	0.0000
ESP	-3.081229	0.198833	-15.4966	0.0000
PRE*VEL	-0.364980	0.074829	-4.8775	0.0000
(ASC+CIT) ²	0.655958	0.045678	14.3605	0.0000
ASC+CIT +2*SO ₂	-1.033760	0.090853	-11.3784	0.0000

O modelo apresentou problemas quanto ao valor de t da variável TEM. Sua permanência foi decidida com base no exame da análise de variância parcial, que apresenta um valor de F bastante superior ao tabelado. Os demais fatores apresentam valores de t com níveis de significância inferiores a 5%, comprovando a adequação do ajuste do modelo aos dados.

Tabela 4.10. Análise de Variância para a Regressão utilizando o índice (LOG)INDEQ₂.

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	568.188	11	51.6553	831.191
Erro	1.61574	26	0.062144	
Total	569.804	37		

Coefficiente $R^2 = 0.996074$

Erro padrão de estimativa = 0.249287

A probabilidade de F_{calc} ser menor que F_{tab} é menor que 0.0001%. O valor do coeficiente R^2 foi o mais próximo à 1.0,

comparativamente com as análises anteriores. Da mesma forma, o valor de F_{calc} foi o mais alto entre todos os obtidos.

Tabela 4.11. Análise de Variância Parcial utilizando o Índice (LOG)INDEQ₂.

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	447.236911	1	447.23691	7196.79	0.0000
AMI ²	16.639160	1	16.63913	267.75	0.0000
TEM	61.753605	1	61.75361	993.72	0.0000
TEM ²	4.417303	1	4.41730	71.08	0.0000
VEL	3.904313	1	3.90431	62.83	0.0000
VEL ²	7.813596	1	7.81360	125.73	0.0000
PRE	0.752277	1	0.75228	12.11	0.0018
ESP	9.821209	1	9.82121	158.04	0.0000
PRE*VEL	2.918315	1	2.91831	46.96	0.0000
(ASC+CIT) ²	4.918315	1	4.91831	78.63	0.0000
ASC+CIT+2*SO2	8.045669	1	8.04567	129.47	0.0000
Modelo	568.188461	11			

- Gráficos dos Resíduos

Gráfico 4.5

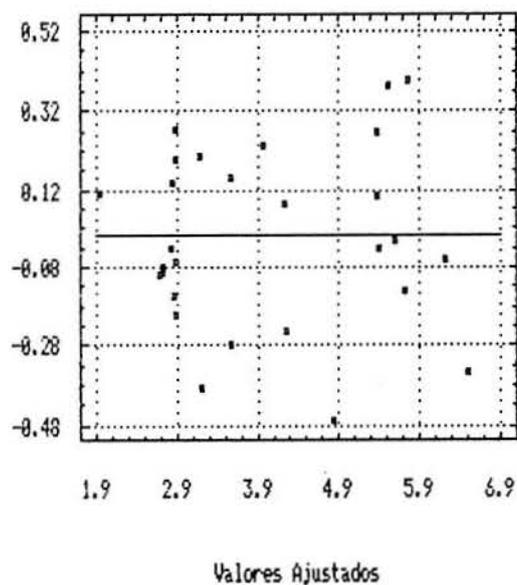


Gráfico 4.6

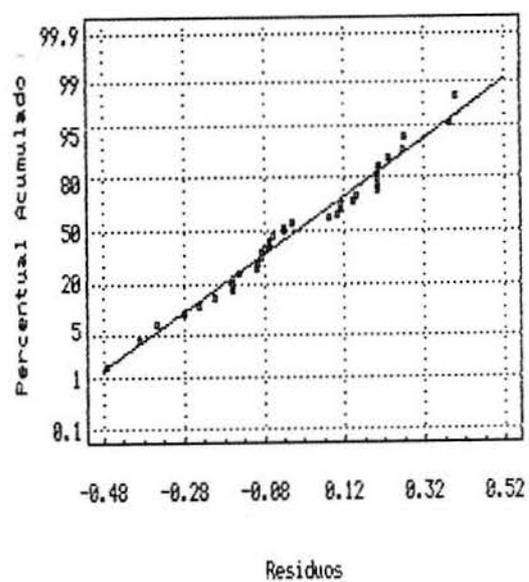


Figura 4.5 (à esquerda) - Valores ajustados versus Resíduos

Figura 4.6 (à direita) - Resíduos plotados em papel log-normal

A Fig. (4.5) (valores ajustados x resíduos) apresenta pontos aleatoriamente distribuídos, sem pontos extremos ou resíduos com desvio superior a 3-Sigma.

A análise da Fig. (4.6), que apresenta os resíduos plotados no papel log-normal, não aponta nenhuma evidência contra a normalidade da distribuição dos resíduos, estando os pontos agrupados mais próximos à reta do que no gráfico de resíduos obtidos para MED e INDEQ₁.

- Comentários sobre Outros Resultados

A matriz de correlação entre as variáveis independentes do modelo de regressão é idêntica àquela apresentada para MED, valendo, assim, os mesmos comentários feitos anteriormente.

A listagem dos resíduos padronizados referentes a cada rodada não apresentou nenhum valor além de 3-Sigma. A ocorrência de corridas se verificou nos mesmos moldes descritos para MED, não comprometendo as suposições acerca do modelo.

- Modelo Final

O modelo de regressão obtido utilizando a variável dependente (LOG)INDEQ₂, através da Regressão Múltipla Convencional, vem descrito a seguir:

$$\begin{aligned}
 y = & - 1.279197AMI + 0.16223AMI^2 - 0.01343TEM \\
 & + 0.000548TEM^2 + 3.98433VEL - 0.370029VEL^2 \\
 & + 1.135636PRE - 3.081229ESP \\
 & - 0.36498(PRE * VEL) + 0.655958(ASC + CIT)^2 \\
 & - 1.03376(ASC + CIT + (2 * SO2)).
 \end{aligned}$$

4.2. Regressão Robusta

A Regressão Robusta (RoR) foi obtida através do procedimento iterativo de *biweights* mencionado em 3.4.3. Os passos seguidos foram os seguintes:

1º Passo - Utilizando-se o modelo completo definido em 4.1, rodou-se uma Regressão Múltipla Convencional (RMC) e calculou-se os valores dos resíduos R_i , através da diferença entre o vetor dos valores de y_i (reais) e dos valores de y^* (ajustados).

2º Passo - Os valores de R_i obtidos no passo anterior são utilizados na determinação dos pesos. Para tanto, é necessário calcular a mediana correspondente ao conjunto de valores $|R_i|$, conforme definido em 3.4.3. Uma vez calculado o valor de S , aplica-se a Eq. (3.7) para determinação dos pesos, arbitrando, para a constante c , o valor 9.0.

3º Passo - Utilizando o vetor dos pesos $w(u)$, roda-se uma nova regressão múltipla com as observações ponderadas. Essa regressão múltipla "ponderada" é uma regressão robusta.

4º Passo - Calcula-se os novos valores dos resíduos R_i utilizando o vetor y^* obtidos através da RoR, no 3º Passo.

5º Passo - Repete-se o 2º e 3º Passos, até obter valores de $w(u)$ muito próximos. Normalmente os valores de w convergem entre 5 e 15 rodadas do procedimento.

Os vetores $w(u)$ finais obtidos para as diferentes variáveis de resposta/modelos vêm apresentados na Tab. (4.12), abaixo:

Tabela 4.12. Vetores $w(u)$ finais obtidos na Regressão Robusta para as diferentes variáveis de resposta.

Observ.	V a r i á v e i s D e p e n d e n t e s					
	MED ¹	MED ²	INDEQ ₁ ¹	INDEQ ₁ ²	INDEQ ₂ ³	INDEQ ₂ ⁴
01	0.000000	0.000000	0.883274	0.907264	0.746773	0.73885
02	0.937204	0.927897	0.963188	0.969349	0.973616	0.97295
03	0.968382	0.997819	0.843200	0.932657	0.832801	0.84821
04	0.000000	0.000000	0.771794	0.795550	0.741259	0.72752
05	0.955831	0.966013	0.993669	0.997092	0.999853	0.99971
06	0.926839	0.963486	0.997094	0.989866	0.981126	0.97683
07	0.926839	0.963486	0.939068	0.920945	0.879994	0.86633
08	0.971475	0.974418	0.998899	0.996368	0.989317	0.98760
09	0.956413	0.926513	0.999988	0.998956	0.993715	0.99249
10	0.301174	0.000000	0.958975	0.941726	0.889893	0.87496
11	0.820042	0.993674	0.989843	0.999987	0.991438	0.99498
12	0.993189	0.996942	0.986862	0.942656	0.928440	0.90528
13	0.983726	0.991207	0.999987	0.999682	0.996465	0.99574
14	0.997362	0.999848	0.992829	0.953855	0.988077	0.97973
15	0.947312	0.993307	0.992079	0.993547	0.995193	0.98789
16	0.994327	0.882825	0.973493	0.912788	0.937202	0.91866
17	0.672794	0.707590	0.988678	0.999005	0.870832	0.87624
18	0.883450	0.926240	0.917943	0.958975	0.963191	0.95455
19	0.991498	0.992650	0.988402	0.987797	0.877099	0.86925
20	0.256220	0.033648	0.444359	0.608881	0.643047	0.65147
21	0.751903	0.781401	0.756425	0.846282	0.719033	0.72140
22	0.974357	0.958975	0.986753	0.986212	0.992949	0.99308
23	0.974357	0.958975	0.986753	0.986212	0.992949	0.99308
24	0.753310	0.824918	0.912924	0.907940	0.996243	0.99499
25	0.974357	0.958975	0.975532	0.980947	0.933777	0.93202
26	0.715986	0.684046	0.954457	0.971091	0.967554	0.96832
27	0.982211	0.982322	0.992850	0.993122	0.983297	0.98201
28	0.982211	0.982322	0.992850	0.993122	0.983297	0.98201
29	0.958975	0.934287	0.924118	0.933250	0.941015	0.93879
30	0.958975	0.934287	0.924118	0.933250	0.941015	0.93879
31	0.958975	0.934287	0.924118	0.933250	0.941015	0.93879
32	0.958975	0.934287	0.924118	0.933250	0.941015	0.93879
33	0.999778	0.994243	0.885126	0.909249	0.958975	0.95897
34	0.999778	0.994243	0.885126	0.909249	0.958975	0.95897
35	0.999778	0.994243	0.885126	0.909249	0.958975	0.95897
36	0.995572	0.999240	0.941973	0.962095	0.978833	0.98003
37	0.995572	0.999240	0.941973	0.962095	0.978833	0.98003

Observações:

- 1 Modelo de regressão sem constante β_0 ;
- 2 Modelo de regressão com constante β_0 ;
- 3 A variável INDEQ₂ foi transformada para a forma LOG(INDEQ₂) e a constante β_0 não foi mantida;
- 4 A variável INDEQ₂ foi transformada para a forma LOG(INDEQ₂) e a constante β_0 foi mantida.

Os resultados obtidos na RoR para cada variável, utilizando os pesos apresentados na tabela acima, foram os seguintes:

a. Resultados para o índice MED e Comentários:

Tabela 4.13. Ajuste do modelo para MED (sem constante).

Var. Independ.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	1.206833	0.124606	9.6852	0.0000
AMI ²	-0.135404	0.015827	-8.5553	0.0000
TEM	0.305484	0.023703	12.8881	0.0000
TEM ²	-0.002684	0.000189	-14.1679	0.0000
VEL	-4.875131	0.423943	-11.4995	0.0000
VEL ²	0.681908	0.082391	8.2764	0.0000
PRE	-1.060277	0.192407	-5.5106	0.0000
ESP	4.929838	0.222991	22.1078	0.0000
PRE*VEL	0.172290	0.085144	2.0235	0.0543
(ASC+CIT) ²	-0.762012	0.047045	-16.1977	0.0000
ASC+CIT +2*SO ₂	1.062028	0.098053	10.6311	0.0000

Tabela 4.14. Análise de Variância para a RoR utilizando o índice MED (sem constante).

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	1496.99	11	136.090	2214.985
Erro	1.47458	24	0.0614407	
Total	1498.47	35		

Coefficiente $R^2 = 0.999016$

Erro padrão de estimativa = 0.247872

Tabela 4.15. Análise de Variância Parcial para a RoR utilizando o Índice MED (sem constante).

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	1373.44531	1	1373.4453	22353.98	0.0000
AMI ²	31.24237	1	31.2424	508.50	0.0000
TEM	0.04702	1	0.0470	0.77	0.3996
TEM ²	19.21744	1	19.2174	312.78	0.0000
VEL	10.94535	1	10.9453	178.14	0.0000
VEL ²	12.43342	1	12.4334	202.36	0.0000
PRE	5.48812	1	5.4881	89.32	0.0000
ESP	24.99700	1	24.9970	406.85	0.0000
PRE*VEL	1.74224	1	1.7422	28.36	0.0000
(ASC+ CIT) ²	10.22594	1	10.2259	166.44	0.0000
ASC+CIT+ 2*SO2	7.20779	1	7.2078	117.31	0.0000
Modelo	1641.34594	11			

Os resultados obtidos na Regressão Robusta comparativamente àqueles obtidos na Regressão Múltipla Convencional, apresentaram-se pronunciadamente melhores. Essa melhoria pode ser verificada, primeiramente, através das estatísticas F e R^2 obtidas em cada caso. O melhor resultado obtido na RMC para F foi 454.595 e para R^2 foi 0.9928. Esses resultados, se comparados aos obtidos na RoR, são bem inferiores.

O erro padrão de estimativa também apresentou uma modificação importante, passando de 0.572916 (na RMC) para 0.247872 (na RoR). Essa estimativa, juntamente com a R^2 , comprovam um ajuste superior aos dados, obtidos com a RoR.

A melhor maneira de compreender como essa melhoria no ajuste dos dados é obtida através da Regressão Robusta, é analisando os resíduos obtidos na RMC (isto é, os valores da diferença R_i) comparativamente aos pesos atribuídos à cada observação (e , conseqüentemente, à cada resíduo) na RoR.

O quadro apresentado a seguir dispõe na forma de pares os resíduos para cada uma das 37 observações, obtidos a partir da RMC, e os respectivos pesos atribuídos a cada observação ao final do processo iterativo:

Tabela 4.16. Resíduos e Pesos Atribuídos às observações de MED (s/constante).

Observ.	Resíduo	Peso	Observ.	Peso	Resíduo
01	-1.47739	0.000000	21	-0.50161	0.751903
02	0.36983	0.937204	22	0.10394	0.974357
03	0.59396	0.968382	23	0.10394	0.974357
04	-1.45312	0.000000	24	0.35431	0.753310
05	-0.39859	0.955831	25	0.10394	0.974357
06	0.56274	0.926839	26	0.47443	0.715986
07	0.56274	0.926839	27	0.09158	0.982211
08	0.27431	0.971475	28	0.09158	0.982211
09	-0.02569	0.956413	29	-0.18900	0.958975
10	-0.51765	0.301174	30	-0.18900	0.958975
11	0.39735	0.820042	31	-0.18900	0.958975
12	-0.16436	0.993189	32	-0.18900	0.958975
13	0.37055	0.983726	33	-0.04191	0.999778
14	0.02260	0.997362	34	-0.04191	0.999778
15	0.43675	0.947312	35	-0.04191	0.999778
16	-0.04972	0.994327	36	0.10765	0.995572
17	-0.40171	0.672794	37	0.10765	0.995572
18	-0.20171	0.883450			
19	-0.09606	0.991498			
20	1.03159	0.256220			

É possível que não se verifique uma plena homogeneidade nos pesos atribuídos aos diversos valores, já que esses pesos correspondem à última de uma série de interações, onde os valores dos resíduos já haviam sido modificados inúmeras vezes.

Porém, para efeito ilustrativo, a Tab. (4.16) é extremamente útil. Observe-se, por exemplo, que à valores de resíduos $u > |1.40|$ foram atribuídos pesos $w(u)$ iguais à zero. Isso comprova a utilização da Eq. (3.7) na rotina interativa.

Os demais valores de $w(u)$, de uma maneira mais ou menos ordenada, crescem à medida que R_i decresce, e vice-versa. Dessa forma, as observações extremas são ou totalmente eliminadas do conjunto de dados (quando $w(u) = 0$) ou diminuídas em sua participação (representada, em termos percentuais, pelos pesos).

As Figs. (4.1) e (4.2), apresentadas anteriormente, dão uma idéia de quais seriam os pontos eliminados ou diminuídos de importância na RoR. Na Fig. (4.1), por exemplo, identifica-se na parte inferior, à esquerda, os dois pontos aos quais foi

atribuído peso zero. Os demais pontos desse gráfico foram sendo ponderados com maior ou menor peso à medida que se aproximavam ou afastavam da linha central, respectivamente.

Os valores de t para as variáveis independentes apresentaram-se mais significativos na RoR do que na RMC. A variável PRE, por exemplo, que na RMC não era significativa quando $\text{Alfa}=0.01$, passou a ser significativa na RoR. Porém, a mudança mais importante nos valores de t deu-se na interação PRE*VEL, cujo valor $t(\text{RMC})$ era 1.3460, passando a $t(\text{RoR})=2.0235$. Na RMC essa interação não era significativa (com $\text{Alfa}=0.05$), ao passo que na RoR passou a ser significativa. A mesma melhoria se verificou, para a interação PRE*VEL, na análise de variância parcial.

O único termo cuja significância diminuiu foi TEM. O valor de F_{parcial} dessa variável, quando a variável dependente utilizada é MED, passou de 16.00 (RMC) para 0.77 (RoR), passando a não-significativo (com $\text{Alfa}=0.05$). Como o coeficiente de TEM não apresenta um grande valor (0.305484), sua manutenção no modelo só se justifica devido à informações técnicas que apontam esse fator como importante no experimento¹⁸. Excetuando-se esse item, o restante dos resultados obtidos com a RoR foram superiores àqueles obtidos com a RMC para o índice MED.

O mesmo não se verificou para os demais índices (INDEQ₁ e LOG(INDEQ₂)). Todavia, mesmo sem apresentar melhorias tão pronunciadas, parece que o aspecto mais importante da utilização da RoR com os índices INDEQ_i é que foi possível identificar uma melhor adequação do modelo aos dados, quando da utilização destes índices. Aparentemente, a RoR não identificou nenhum valor extremo quando os índices INDEQs foram utilizadas como resposta. Ou seja, a utilização dos INDEQs parece modelar

¹⁸Além das informações técnicas, algumas evidências foram sendo reveladas pela análise estatística. Devido à falta de planejamento, os termos TEM e TEM² estão fortemente confundidos, as vezes aparecendo um como muito significativo e as vezes o outros. Essa situação é facilmente identificada analisando os resultados apresentados na RoR para MED. Esse aspecto também justifica a manutenção do termo TEM no modelo.

mais adequadamente todo o espaço amostral, ao passo que MED não modela adequadamente ao menos uma parte deste espaço.

b. Resultados para os índices INDEQ₁ e LOG(INDEQ₂) e Comentários:

Tabela 4.17. Ajuste do modelo para INDEQ₁ (sem constante).

Var. Independ.	Coefficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	-99.803836	9.299482	-10.7322	0.0000
AMI ²	13.045450	1.100952	11.8492	0.0000
TEM	-9.357324	1.807065	-5.1782	0.0000
TEM ²	0.107596	0.014333	7.5070	0.0000
VEL	388.362867	32.116870	12.0922	0.0000
VEL ²	-32.220192	5.725458	-5.6275	0.0000
PRE	121.002411	13.032207	9.2849	0.0000
ESP	-270.011939	16.151769	-16.7172	0.0000
PRE*VEL	-40.858202	5.957211	-6.8586	0.0000
(ASC+CIT) ²	57.351988	3.553790	16.1383	0.0000
ASC+CIT +2*SO ₂	-95.522641	7.069306	-13.5123	0.0000

Tabela 4.18. Análise de Variância para a RoR utilizando o índice INDEQ₁ (sem constante).

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	1365151.00	11	124105.000	335.535
Erro	9616.64	26	369.871	
Total	1374768.64	37		

Coefficiente $R^2 = 0.990314$
 Erro padrão de estimativa = 19.232

Tabela 4.19. Análise de Variância Parcial para a RoR utilizando o Índice INDEQ₁ (sem constante).

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	746579.367	1	746579.37	2018.49	0.0000
AMI ²	39652.490	1	39652.49	107.21	0.0000
TEM	283289.297	1	283289.30	765.91	0.0000
TEM ²	5852.143	1	5852.14	15.82	0.0005
VEL	25137.539	1	25137.54	67.96	0.0000
VEL ²	70610.783	1	70610.78	190.91	0.0000
PRE	5934.638	1	5934.64	16.05	0.0005
ESP	63391.203	1	63391.20	171.39	0.0000
PRE*VEL	28372.100	1	28372.10	76.71	0.0000
(ASC+CIT) ²	28799.851	1	28799.85	77.86	0.0000
ASC+CIT+2*SO ₂	67531.884	1	67531.88	182.58	0.0000
Modelo	1365151.884	11			

Tabela 4.20. Ajuste do modelo para LOG(INDEQ₂), sem constante.

Var. Independ.	Coeficiente	Erro	Valor t	Signific.
AMI	-1.277578	0.112611	-11.3450	0.0000
AMI ²	0.162802	0.013363	12.1826	0.0000
TEM	-0.015556	0.022072	-0.7048	0.4872
TEM ²	0.000563	0.000175	3.2275	0.0034
VEL	4.015602	0.392012	10.2436	0.0000
VEL ²	-0.373828	0.068770	-5.4359	0.0000
PRE	1.137881	0.159591	7.1300	0.0000
ESP	-3.087537	0.193450	-15.9604	0.0000
PRE*VEL	-0.365673	0.072951	-5.0126	0.0000
(ASC+CIT) ²	0.657438	0.042714	15.3918	0.0000
ASC+CIT +2*SO ₂	-1.037435	0.085558	-12.1255	0.0000

Tabela 4.21. Análise de Variância para a RoR utilizando o índice $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$, sem constante.

Fonte	SQ	GL	MQ	F
Modelo	515.304	11	46.8458	885.710
Erro	1.375	26	0.0529	
Total	516.679	37		

Coeficiente $R^2 = 0.996315$
 Erro padrão de estimativa = 0.22998

Tabela 4.22. Análise de Variância Parcial para a RoR utilizando o índice $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$, sem constante.

Fonte	SQ	GL	MQ	F	Probab.
AMI	404.826762	1	404.82676	7954.03	0.0000
AMI ²	13.789640	1	13.78964	260.72	0.0000
TEM	56.659147	1	56.65915	1071.25	0.0000
TEM ²	4.341697	1	4.34170	82.09	0.0000
VEL	3.897577	1	3.89758	73.69	0.0000
VEL ²	6.926851	1	6.92685	130.97	0.0000
PRE	0.471495	1	0.47150	8.91	0.0061
ESP	8.925628	1	8.92563	168.76	0.0000
PRE*VEL	2.811376	1	2.81138	53.15	0.0000
(ASC+ CIT) ²	4.877015	1	4.87701	92.21	0.0000
ASC+CIT+ 2*SO2	7.776364	1	7.77636	147.03	0.0000
Modelo	515.303552	11			

Como se pode constatar comparando os resultados obtidos com a RoR para INDEQ_1 e $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$ com aqueles obtidos com a RMC (Tabs. (4.6), (4.7) e (4.8) e Tabs. (4.9), (4.10) e (4.11), respectivamente), a utilização da RoR nesses casos não se justifica.

Pode-se visualizar o efeito causado pela RoR nos diferentes índices ao comparar-se as colunas 1, 3 e 5 da Tab. (4.12). O índice MED foi aquele que recebeu o maior número de

pesos de valor baixo (por exemplo, nas observações 1, 4, 10 e 17, entre outras). Como a distribuição dos pesos é proporcional ao valor da diferença R_i , fica claro que o índice MED foi o que apresentou resíduos de valores mais altos, sendo, assim, o mais beneficiado pela utilização da RoR.

A tabela abaixo apresenta algumas estatísticas obtidas com os vetores de peso para MED, INDEQ₁ e INDEQ₂.

Tabela 4.23. Resumo das estatísticas obtidas para MED, INDEQ₁ e LOG(INDEQ₂).

Estatísticas / Vetor	MED	INDEQ ₁	INDEQ ₂
Média Aritmética	0.849166	0.930215	0.929381
Variância	0.071910	0.010364	0.007690
Desvio Padrão	0.268161	0.101806	0.087700

Conforme havia-se comentado acima, os pesos atribuídos à MED têm valor menor que aqueles atribuídos aos índices INDEQ_i. Isso pode ser verificado ao comparar-se os valores de média e desvio-padrão obtidos para cada caso.

Conclui-se, assim, que a RoR, apesar de computacionalmente trabalhosa, pode apresentar bons resultados a nível de estatísticas em alguns grupos de dados (como, por exemplo, para o índice MED), além de indicar índices com modelagem superior aos dados (como é o caso para LOG(INDEQ₂)). Em casos onde não se dispõe de programas computacionais para realizar o processo interativo, sua aplicação só se justifica após um estudo atento do conjunto de dados, já que os resultados podem não compensar o esforço dispendido.¹⁹

¹⁹Essa análise do conjunto de dados exige cautela, já que pode ou não ser reveladora acerca dos prováveis resultados da RoR (conforme o método de análise utilizado). Um exercício realizado com os resíduos padronizados de MED, INDEQ₁ e INDEQ₂, no qual comparou-se seus valores de média aritmética e desvio padrão, não esclareceu quanto à utilização da RoR. Os valores, nos três casos, foram muito próximos e de pequeno valor. Intuitivamente, em nenhum dos três casos seria aconselhado, a

Em situações onde o processo interativo pode ser realizado por um programa de estatística, porém, o esforço diminui consideravelmente e a investigação dos resultados obtidos com a RoR passa a ser aconselhável, já que pode levar a resultados extremamente satisfatórios.

partir dessa análise, a utilização da RoR. Porém, a análise da média e desvio padrão não identificam a forma da distribuição que, em última análise, define se a RoR oferecerá resultados superiores à RMC. Assim, uma análise do gráficos de Resíduos x Valores ajustados seria mais indicado para esse fim, já que os pontos *outliers* da distribuição seriam identificados e, conforme sua incidência, justificariam a RoR.

4.3. Ridge Regression

A RiR foi utilizada na análise do experimento-matriz após a determinação do melhor sub-grupo de variáveis na Regressão Múltipla Convencional. No caso de haver-se identificado forte multi-colinearidade nos dados do experimento *a priori*, a RMC teria de ser abandonada em favor de algum outro método que considerasse a possibilidade de correção dessa multi-colinearidade. Esses métodos podem introduzir uma tendência (ou viés) na matriz dos $X'X$, como no caso da RiR, ou manipular os componentes principais do modelo, criando relações lineares entre as variáveis problemáticas e outras variáveis do modelo.²⁰

Como ao trabalhar-se com a RiR o melhor sub-grupo e o melhor modelo para a Regressão Múltipla já haviam sido definidos, as análises limitaram-se a verificar se a eventual introdução de uma tendência na matriz dos dados de X poderia melhorar os resultados já obtidos com o modelo.

Os valores apresentados a seguir na matriz de correlação, correspondem aos valores dos índices r de correlação simples. Uma descrição simplificada da montagem dessa matriz pode ser encontrada em Hines & Montgomery (1980: 424-428).

A multi-colinearidade das variáveis independentes e de resposta em problemas de regressão múltipla pode ser verificada através da análise da matriz de correlação e de um índice adicional calculado a partir dos valores da matriz denominado *Valor de Eigen* (raízes características das variáveis).

No caso dos valores de r , a análise é feita no sentido de localizar valores de $|r| \rightarrow 1$ (os valores de r na matriz variam de -1 a +1). Com relação aos valores de Eigen, aqui denominados por λ_p (sendo o índice p correspondente à variável), a análise deve ser feita no sentido de detectar valores muito próximos de zero.

²⁰Esse método consiste na imposição de restrições aos coeficientes de regressão, através da determinação de relações teóricas (baseadas no conhecimento sobre o fenômeno em estudo) entre os fatores que eliminem (ou incorporem) sua correlação. Para maiores detalhes, ver Chatterjee & Price (1977):163.

A análise da matriz de correlação do modelo final indica a ocorrência de problemas de não-ortogonalidade. Os valores de Eigen, λ_1 , λ_4 , λ_5 e λ_6 , são muito próximos de zero e na matriz verifica-se a presença de valores de r próximos à unidade. Sendo assim, a utilização da RiR e conseqüente introdução de uma tendência na matriz $X'X$ pode apresentar bons resultados.

Os problemas de ortogonalidade presentes no modelo final indicam que a introdução de novas variáveis (AMI^2 , TEM^2 , $ASC+CIT^2$, etc) agravou um problema já existente no modelo inicial. A falta de planejamento, tanto na exploração das variáveis quanto na coleta de dados, resultou num projeto desequilibrado, não-ortogonal. O modelo final obtido na RMC é tecnicamente correto, mas modela dados obtidos através de uma coleta deficiente. Essa deficiência é o que aparece quando analisa-se os valores de Eigen e a matriz de correlação.

Por outro lado, o experimento poderia ter sido conduzido seguindo a linha dos projetos ortogonais. Isso possibilitaria a avaliação do efeito dos termos principais e dos termos de ordem superior, uma vez que esses termos não estariam parcialmente confundidos entre si, como ocorre no caso em estudo.

Neste caso, como nos demais casos onde verifica-se problemas de não-ortogonalidade nos dados, a RiR usualmente fornece melhores resultados. Porém, podem ocorrer casos onde os resultados obtidos sem a introdução de uma tendência na matriz dos $X'X$ possam ser considerados superiores (mesmo sendo relativamente difícil a ocorrência).

Tabela 4.24. Matriz de Correlação para as estimativas dos coeficientes.

	AMI	AMI ²	TEM	TEM ²	VEL	VEL ²	PRE	ESP
AMI	1.000	-.916	-.533	.425	.387	-.172	.188	-.288
AMI ²	-.916	1.000	.393	-.313	-.353	.247	-.033	.156
TEM	-.533	.393	1.000	-.972	-.830	.174	-.648	.249
TEM ²	.425	-.313	-.972	1.000	.776	-.137	.625	-.191
VEL	.387	-.353	-.830	.776	1.000	-.592	.295	-.304
VEL ²	-.172	.247	.174	-.137	-.592	1.000	.561	-.006
PRE	.188	-.033	-.648	.625	.295	.561	1.000	-.290
ESP	-.288	.156	.249	-.191	.304	-.006	-.290	1.000
PRE*VEL	-.212	.094	.698	-.681	-.389	-.497	-.972	.220
ASC+CIT ²	-.431	.624	.198	-.176	-.219	.151	.010	-.149
A+C+2*SO ₂	.353	-.624	-.096	.094	.244	-.347	-.253	.182
	PRE*VEL	(ASC+CIT) ²	ASC+CIT+2*SO ₂					
AMI	-.212	-.431	.353					
AMI ²	.094	.624	-.624					
TEM	.698	.198	-.096					
TEM ²	-.681	-.176	.094					
VEL	-.389	-.219	.244					
VEL ²	-.497	.151	-.347					
PRE	-.972	.010	-.253					
ESP	-.220	-.149	.182					
PRE*VEL	1.000	.069	.137					
ASC+CIT ²	.069	1.000	-.843					
A+C+2*SO ₂	.137	-.843	1.000					

Os valores de Eigen calculados para a matriz apresentada acima foram:

$$\begin{aligned}
 \xi_1 &= 0.0308973 & \xi_2 &= 4.471710 & \xi_3 &= 2.960240 \\
 \xi_4 &= 0.0002859 & \xi_5 &= 0.004929 & \xi_6 &= 1.540090 \\
 \xi_7 &= 0.0231044 & \xi_8 &= 1.108690 & \xi_9 &= 0.141789 \\
 \xi_{10} &= 0.5832930 & \xi_{11} &= 0.134970 & &
 \end{aligned}$$

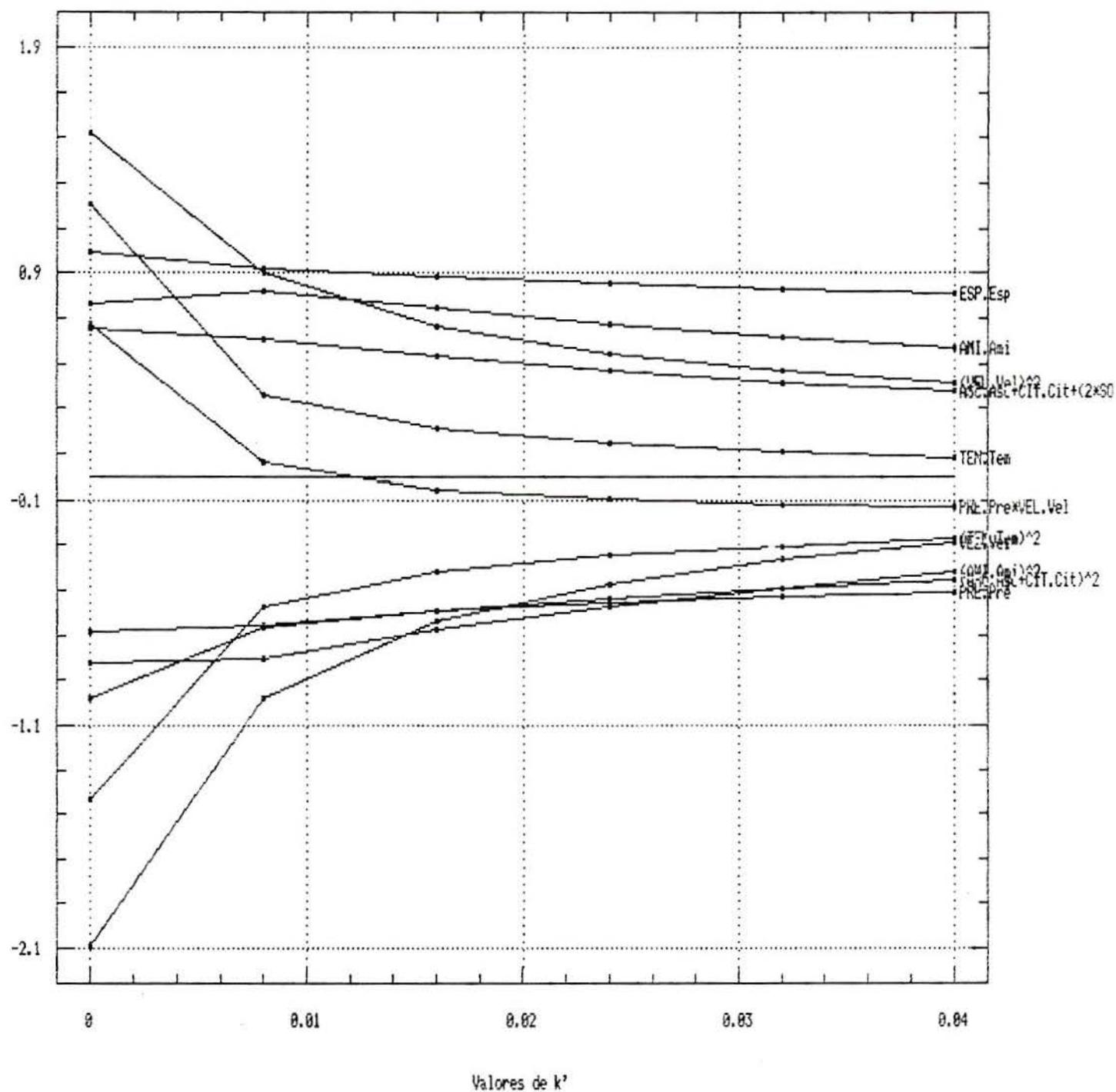


Figura 4.7. Ridge Trace

A análise do *Ridge Trace* para o modelo final, prevê um possível melhor resultado (em comparação com a RMC) para um valor de k' aproximadamente igual a 0.02, como pode-se verificar pela Fig. (4.7).²¹

Para verificar esse resultado, foi desenvolvido um procedimento que permitisse comparar as estatísticas (F , t e R^2) obtidas a partir do modelo sem tendência e com vários valores de tendência introduzida (valores de k' utilizados na RiR).

A RiR utiliza valores padronizados das variáveis X_j , eliminando assim problemas de diferenças entre os valores dos diversos vetores X_j . No caso em estudo, verificam-se diferenças significativas, sendo essa padronização recomendada (veja, por exemplo, os valores do vetor TEM² em comparação com os valores do vetor (ASC+CIT)²). A padronização dos valores, conforme apresentado por Hoerl & Kennard (1970A), pode ser feita utilizando-se a fórmula abaixo:

$$X_j \text{ st} = (X_j - \text{Média de } X_j) / \text{Desvio-Padrão de } X_j \quad (\text{Eq. 4.1})$$

No caso do modelo final, j varia de 1 a 11. Uma vez padronizados os valores dos vetores X_j , padroniza-se os valores da variável MED (e, a seguir, das variáveis INDEQ₁ e INDEQ₂) e obtém-se, através de uma RMC, os valores ajustados (ou preditos) da variável dependente y (aqui denominados Y_{fit}). Utilizando esse vetor de valores ajustados como variável independente, obtém-se, através de uma regressão simples (MED padronizado x y ajustados), os valores de F , t e R^2 , os quais serão utilizados, posteriormente, para comparação dos resultados da RiR.

Utilizando as variáveis independentes do modelo final, determina-se os valores dos coeficientes dos modelos obtidos utilizando a RiR (os quais serão denominados *coeficientes Ridge*), para k' variando de 0 a 0.04. Esse intervalo foi determinado a partir da análise do *Ridge Trace*; o valor ótimo

²¹ A análise para determinação do melhor valor de k' é feita através da identificação do ponto aproximado do gráfico em que os coeficientes se estabilizam.

de k' parece ser aproximadamente 0.02 e definitivamente encontra-se no intervalo mencionado).

Os valores dos vetores X_j padronizados são, então, utilizados para calcular os vetores de variáveis dependentes y ajustadas, com diferentes tendências introduzidas na matriz $X'X$ padronizada (no caso, as tendências introduzidas são $k'=0$, $k'=0.01$, $k'=0.02$, $k'=0.03$ e $k'=0.04$). Essas variáveis (aqui denominadas y^*_1, \dots, y^*_5) são calculadas utilizando os coeficientes Ridge obtidos anteriormente. Obtém-se, assim, cinco vetores de valores ajustados (y^*_i) aplicando-se a fórmula abaixo:

$$y^*_i = \beta_0 + \beta_1(\text{AMI}) + \beta_2(\text{AMI}^2) + \beta_3(\text{TEM}) + \beta_4(\text{TEM}^2) + \beta_5(\text{VEL}) + \beta_6(\text{VEL}^2) + \beta_7(\text{PRE}) + \beta_8(\text{ESP}) + \beta_9(\text{PRE*VEL}) + \beta_{10}((\text{ASC}+\text{CIT})^2) + \beta_{11}(\text{ASC}+\text{CIT}+2*(\text{SO}_2)). \quad (\text{Eq. 4.2})$$

Finalmente calcula-se as estatísticas F , t e R^2 das cinco regressões simples, nas quais utiliza-se como variável dependente o vetor MED padronizado e como variável independente os vetores y^*_i de valores ajustados.

Os resultados obtidos para a variável dependente MED estão apresentados abaixo:

Tabela 4.25. Resultados das estatísticas t , F , R^2 e S_e para o índice MED.

Var. Independente	t	F	R^2	S_e
y_{fit}	83.2330	6927.74	0.99483	0.486749
y^*_1	83.2330	6927.74	0.99483	0.486749
y^*_2	66.3376	4400.68	0.99189	0.609814
y^*_3	57.8988	3352.27	0.98937	0.697810
y^*_4	52.9610	2804.87	0.98733	0.762080
y^*_5	49.5824	2458.41	0.98557	0.813283

Os valores obtidos para as estatísticas quando $k' = 0.02$ (no caso, as estatísticas apresentadas para y^*_3) não são superiores àqueles obtidos sem a introdução da tendência nos dados. Conclui-se, assim, que, mesmo verificando-se a não-ortogonalidade dos dados, a RiR não ofereceu uma modelagem mais apropriada que aquela obtida na RMC.

O mesmo procedimento foi adotado utilizando como variável dependente os índices $INDEQ_1$ e $INDEQ_2$. Os resultados foram muito similares, tanto com relação ao *Ridge Trace* quanto às estatísticas obtidas após a introdução de um conjunto de tendências k' . O resumo dos resultados obtidos está apresentado nos quadros que se seguem.

Tabela 4.26. Resultados das estatísticas t , F , R^2 e S_e para o índice $INDEQ_1$.

Var. Independente	t	F	R^2	S_e
y_{fit}	68.7206	4722.52	0.99243	17.74910
y^*_1	68.7206	4722.52	0.99243	17.74910
y^*_2	37.8442	1432.18	0.97548	31.95370
y^*_3	29.8676	892.07	0.96121	40.19020
y^*_4	26.0754	672.93	0.94972	45.75900
y^*_5	23.7875	565.84	0.94018	49.90790

Tabela 4.27. Resultados das estatísticas t , F , R^2 e S_e para o índice $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$.

Var. Independente	t	F	R^2	S_e
Y_{fit}	26.9145	724.39	0.95267	38.8044
Y^*_1	26.9145	724.39	0.95267	38.8044
Y^*_2	23.6393	558.81	0.93947	43.8741
Y^*_3	20.8281	433.81	0.92337	49.3671
Y^*_4	18.9152	357.78	0.90857	53.9221
Y^*_5	17.5689	308.67	0.89558	57.6368

Apesar dos *Ridge Traces* obtidos para INDEQ_1 e INDEQ_2 apontarem uma estabilização dos fatores do modelo com a introdução de uma tendência correspondente a $k' = 0.02$ (e, portanto, existir a expectativa de que os resultados da RiR rodada com esse valor de k' pudessem ser superiores àqueles obtidos com a RMC), esse resultado não é confirmado pelas estatísticas (onde $k' = 0.02$ corresponderia a Y^*_3). Mais uma vez, de maneira similar ao que havia-se observado para a variável MED, o modelo obtido através da RMC é superior àquele obtido na RiR, mesmo verificando-se a ocorrência de não-ortogonalidade na matriz de dados.

4.4. Comparação dos Diversos Modelos

Existem, basicamente, duas maneiras de se avaliar a adequação dos modelos obtidos a partir das três técnicas de regressão (e com a utilização das três variáveis de resposta). A primeira delas será apresentada neste item: a comparação dos valores obtidos para as várias estatísticas (F , R^2 e Erro Padrão) em cada tipo de regressão.

A segunda maneira de avaliar consiste na determinação dos níveis ótimos de cada fator e a análise da factibilidade desses níveis a partir dos conhecimentos técnicos acerca do processo e produto. Essa determinação será feita no item seguinte.

Para melhor comparar os resultados obtidos, estes foram dispostos em uma tabela, apresentada abaixo. Nesta tabela, é apresentado o resumo dos resultados obtidos na RMC, RoR e RiR, utilizando os modelos com MED, INDEQ₁ e LOG(INDEQ₂). A análise dos resultados é apresentada após a tabela.

Tabela 4.28. Resumo dos Resultados Obtidos na RMC, RoR e RiR, utilizando os modelos com MED, INDEQ₁ e LOG(INDEQ₂).

TÉCNICA/ MODELO		E S T A T Í S T I C A S		
		F	E-P	R ²
RMC	MED	454.595	0.572916	0.992838
	INDEQ ₁	284.221	21.8066	0.988580
	INDEQ ₂	831.191	0.249287	0.996074
RoR	MED	2214.985	0.247872	0.999016
	INDEQ ₁	335.535	19.232	0.990314
	INDEQ ₂	885.710	0.22998	0.996315
RiR*	MED	3352.27	0.697810	0.697810
	INDEQ ₁	892.07	40.19020	0.96121
	INDEQ ₂	815.49	0.273576	0.970142

* Valores obtidos com $k' = 0.02$

Analisando somente as estatísticas (ou seja, desconsiderando os valores que cada modelo apresentará para os níveis ótimos dos fatores), pode-se chegar a algumas conclusões, descritas logo a seguir. A comparação não pode ser feita diretamente em alguns casos.

Os valores da estatística F , por exemplo, não podem ser comparados diretamente, já que no caso da RiR, eles foram obtidos através de uma regressão simples, utilizando somente dois vetores (valores ajustados e valores observados). A comparação entre os dois primeiros grupos, todavia, é possível. Neste caso, o melhor valor de F foi obtido na RoR para a variável MED.

Quanto aos valores de R^2 , os melhores resultados foram obtidos novamente na RoR, para as variáveis MED e INDEQ₂.

A estatística mais importante a ser comparada neste grupo é o erro padrão de estimativa (E-P). Ele dá a perfeita medida do ajuste da equação de regressão ao conjunto dos dados observados. A comparação deve ser feita entre as técnicas utilizando uma mesma variável (as unidades de cada variável são diferentes, sendo impossível uma comparação direta entre os nove valores). Os resultados de E-P podem ser comparados dentro de cada variável, avaliando o desempenho das três técnicas de regressão quanto ao ajuste dos dados (os valores de R^2 podem ser utilizados na comparação dentro das variáveis, já que avaliam, também, o ajuste da equação aos dados).

Os dados agrupados são:

MED	E-P	R^2
RMC	0.572916	0.992838
RoR	0.247872	0.999016
RiR	0.697810	0.992838

INDEQ ₁	E-P	R^2
RMC	21.8066	0.988580
RoR	19.232	0.990314
RiR	40.19020	0.96121

INDEQ ₂	E-P	R^2
RMC	0.249287	0.996074
RoR	0.22998	0.996315
RiR	0.273576	0.970142

Os melhores resultados (em termos de ajuste) foram obtidos com a RoR, utilizando as variáveis de resposta MED e INDEQ₂. A diferença entre esses dois resultados é mínima. Os INDEQs, todavia, fornecem valores ótimos para AMI e para ASC+CIT um pouco mais consistentes. Além disso, a análise do *Probability Plot* da Fig. (4.6) e os resultados obtidos com os INDEQs na RoR indicam que o melhor resultado foi obtido, efetivamente, com a variável LOG(INDEQ₂).

4.5. Definição dos Níveis Ótimos dos Parâmetros

Os níveis ótimos dos fatores do modelo final foram encontrados reduzindo a equação completa a várias equações menores (isto é possível, já que as variáveis nessa equação aparecem, em larga escala, desacopladas). No caso da variável MED, o processo de otimização foi conduzido da seguinte maneira:

A equação final para MED, com coeficientes definidos pela RoR, é:

$$\begin{aligned} \text{MED} = & 1.207(\text{AMI}) - 0.1354(\text{AMI}^2) + 0.3055(\text{TEM}) - \\ & 0.002684(\text{TEM}^2) - 4.8751(\text{VEL}) + 0.6819(\text{VEL}^2) - \\ & 1.060(\text{PRE}) + 4.930(\text{ESP}) + 0.1723(\text{PRE}*\text{VEL}) - \\ & 0.7620(\text{ASC}+\text{CIT})^2 + 1.062(\text{ASC}+\text{CIT}(2*\text{SO}_2)). \end{aligned}$$

$$\text{Max } (1.207 \text{ AMI} - 0.1354 \text{ AMI}^2)$$

Sujeito à Restrição: $0 < \text{AMI} < 8.0$

Resultado: $\text{AMI} = 4.46$

$$\text{Max } (0.3055 \text{ TEM} - 0.002684 \text{ TEM}^2)$$

Sujeito à Restrição: $50 < \text{TEM} < 90$

Resultado: $\text{TEM} = 56.9$

$$\text{Max } (4.930 \text{ ESP})$$

Sujeito à Restrição: $0.4 < \text{ESP} < 1.6$

Resultado: $\text{ESP} = 1.6$

$$\begin{aligned} \text{Max } (& -4.875 \text{ VEL} + 0.6819 \text{ VEL}^2 - 1.060 \text{ PRE} \\ & + 0.1723 \text{ PRE}*\text{VEL}) \end{aligned}$$

Sujeito às Restrições: $1.5 < \text{VEL} < 4.5$

$1.5 < \text{PRE} < 6.5$

Resultado: $\text{VEL} = 1.5$

$\text{PRE} = 1.5$

$$\text{Max } (1.062 \text{ ASC+CIT} + 2 \cdot \text{SO}_2 - 0.7620 (\text{ASC+CIT})^2)$$

$$\text{Sujeito às Restrições: } 0 < \text{ASC+CIT} < 3.0$$

$$\text{SO}_2 = 0$$

$$\text{Resultado: ASC+CIT} = 0.7$$

O mesmo procedimento foi adotado para as variáveis de resposta INDEQ_1 e $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$, com alteração dos valores dos coeficientes. Os níveis ótimos foram obtidos das seguintes equações de regressão:

$$\begin{aligned} \text{INDEQ}_1 = & -99.80(\text{AMI}) + 13.04(\text{AMI}^2) - 9.357(\text{TEM}) + \\ & 0.1076(\text{TEM}^2) + 388.4(\text{VEL}) - 32.22(\text{VEL}^2) + \\ & 121.0(\text{PRE}) - 270.0(\text{ESP}) - 40.86(\text{PRE} \cdot \text{VEL}) + \\ & 57.35(\text{ASC+CIT})^2 - 95.52(\text{ASC+CIT}(2 \cdot \text{SO}_2)). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{LOG}(\text{INDEQ}_2) = & -1.278(\text{AMI}) + 0.1628(\text{AMI}^2) - 0.01556(\text{TEM}) + \\ & 0.000563(\text{TEM}^2) + 4.016(\text{VEL}) - 0.3738(\text{VEL}^2) + \\ & 1.138(\text{PRE}) - 3.087(\text{ESP}) - 0.3657(\text{PRE} \cdot \text{VEL}) + \\ & 0.6574(\text{ASC+CIT})^2 - 1.037(\text{ASC+CIT}(2 \cdot \text{SO}_2)). \end{aligned}$$

Os resultados obtidos para cada variável de resposta estão apresentados na Tab. (4.29), abaixo:

Tabela 4.29. Níveis Ótimos das Variáveis de Controle.

VARIÁVEL/ FATORES		Níveis Ótimos	O b s e r v a ç õ e s
MED	AMI	4.46	
	TEM	56.90	
	VEL	1.50	Mínimo
	PRE	1.50	Mínimo
	ESP	1.60	Máximo
	ASC + CIT	0.70	
	MSG	1.00	Mínimo

Tabela 4.29. Níveis Ótimos das Variáveis de Controle. (Cont.)

VARIÁVEL/ FATORES		Níveis Ótimos	O b s e r v a ç õ e s
INDEQ ₁	AMI	3.82	
	TEM	50.00	
	VEL	1.50	Mínimo
	PRE	1.50	Mínimo
	ESP	1.60	Máximo
	ASC + CIT	0.83	
	MSG	1.00	Mínimo
LOG INDEQ ₂	AMI	3.92	
	TEM	50.00	
	VEL	1.50	Mínimo
	PRE	1.50	Mínimo
	ESP	1.60	Máximo
	ASC + CIT	0.79	
	MSG	1.00	Mínimo

Antes de proceder à justificativa técnica dos resultados, é importante ressaltar que os termos (e seus sinais) obtidos com a RoR e a RMC são os mesmos. Optou-se pela utilização da RoR por essa técnica proporcionar resultados um pouco mais precisos, ainda que não sejam resultados muito diferentes daqueles obtidos com a RMC. A RoR, assim, auxilia no tratamento de experimentos mal planejados, sem, porém, eliminar os problemas decorrentes do mal planejamento (que só poderiam ser eliminados na hora do planejamento).

O fator SO₂ teve seu nível ótimo estabelecido, independente dos cálculos, em zero por imposição do cliente. O fator MSG, excluído da equação de regressão por não ser significativo, foi fixado no nível baixo por razões econômicas.

Ao substituir-se os valores ótimos obtidos, por exemplo, para a variável MED na equação de regressão, chega-se a um desempenho superior a 10,0 (MED = 12,6). O mesmo se verifica para as variáveis INDEQ_i, onde o desempenho é surpreendentemente bom (os valores de INDEQ_i, são INDEQ₁ = -261.94 e INDEQ₂ = -1.16, ambos menores que zero).

Estes resultados indicam que devido à falta de planejamento do experimento, o modelo final obtido não prevê

muito bem os valores de MED e $INDEQ_i$ nas proximidades de seus níveis ótimos. Contudo, apesar de não definirem corretamente os valores das variáveis dependentes nas proximidades do ótimo, os modelos, aparentemente, localizam o ótimo com razoável precisão.

Como será visto mais adiante, no item 4.6, alguns fatores principais encontram-se fortemente confundidos com seus termos quadráticos. Assim, há deficiências na modelagem da superfície de resposta e os valores nas proximidades do ótimo (e mesmo em outras regiões) não estão sendo adequadamente previstos.

De qualquer modo, os valores exageradamente bons obtidos para MED, $INDEQ_1$ e $INDEQ_2$ parecem indicar que o processo apresentaria um desempenho surpreendente caso todas as variáveis de controle fossem ajustadas em seus níveis ideais.

Níveis Ótimos para MED

Em termos operacionais factíveis, alguns valores apontaram resultados muito precisos²². O nível ótimo de TEM em 56.9°C parece bem definido. Este valor, na produção em escala industrial, variava dentro do intervalo [50-55°C]. Valores muito maiores que 55°C (próximos de 60°C, por exemplo) eram evitados, já que a partir dos 63°C uma das matérias-primas da fórmula (AMI) apresentava problemas. O valor 56.9°C parece definir um ponto seguro e eficiente de operação.

O mesmo se verifica com a variável AMI, que teve seu valor ótimo fixado em 4.46%. Quanto maior a quantidade de AMI adicionado à formulação, menor será o seu custo. A adição, porém, foi limitada em 5.0% pela especificação do cliente. A adição de 4.46% do material, calculada como ótima, além de atender às especificações, está próxima do limite de 4.5% estabelecido nos testes sensoriais (quantidades maiores do material prejudicariam o sabor do produto).

²² Esta afirmação está baseada nas condições operacionais adotadas após o *scale-up* do processo em planta industrial.

Os valores de VEL e PRE (limite inferior do intervalo de variação), e de ESP (limite superior do intervalo de variação) revelam uma relação correta entre as variáveis da equação. Para valores baixos de PRE (pressão), a variável VEL (velocidade) deve, necessariamente, ser fixada em níveis baixos, caso contrário a desidratação do material não será satisfatória. Por outro lado, com VEL fixada no nível baixo, a variável ESP (espaçamento) pode ser fixada em seu nível alto, pois a aderência do *slurry* entre os rolos tende a ser maior (devido ao maior tempo de permanência entre os cilindros).

É difícil avaliar se estes níveis poderiam ser considerados efetivamente ótimos, já que o processo industrial era conduzido com níveis intermediários de VEL, PRE e ESP. O que pode-se afirmar com alguma segurança é que com valores baixos de PRE e VEL o material obtido apresenta características sensoriais superiores (em detrimento do rendimento kg/hora.m^2).

Quanto aos valores ótimos de ASC e CIT, é provável que estejam um pouco aquém do ideal, a julgar pelos valores praticados na produção industrial. Porém, para comprovar essa suspeita seriam necessárias rodadas adicionais para confirmação de resultados, já que outras variáveis de interesse foram também alteradas.

Níveis Ótimos para INDEQ_i

Os resultados obtidos ao minimizar-se as equações de INDEQ_1 e $\text{LOG}(\text{INDEQ}_2)$ foram muito similares (quanto aos seus níveis ótimos). Os valores mínimos obtidos para as variáveis dependentes INDEQ_i não podem ser comparados, já que não são dimensionalmente iguais. Quanto aos valores ótimos das variáveis independentes, os resultados são muito similares entre si e àqueles obtidos para MED.

Quanto as variáveis de composição (AMI, ASC+CIT), os resultados ótimos estão mais próximos às condições operacionais reais do processo em planta industrial. A utilização de percentuais inferiores a 4,5 de AMI apresenta um efeito muito

positivo sobre as características sensoriais do produto. Da mesma forma, os níveis mais altos de ASC e CIT aproximam-se mais dos valores reais praticados (onde $ASC+CIT = 1,2$).

Quanto às variáveis operacionais, os valores ótimos obtidos para MED e $INDEQ_i$ são realmente muito próximos. O valor ótimo de TEM (menor que aquele obtido para MED) deve influenciar muito pouco em termos de produtividade. Além disso, em itens de difícil controle como a temperatura de misturas, a manutenção do padrão no limite inferior do intervalo de variação é, via de regra, aconselhável.

Conclusão

A julgar pelos níveis ótimos apresentados, isoladamente, pelos índices de desempenho, o índice $INDEQ_1$, aparentemente, apresentou os valores mais próximos daqueles estabelecidos na fabricação industrial do produto.

Mesmo apresentando um nível de AMI economicamente menos interessante, este aspecto tenderia a ser compensado pela melhora nas características sensoriais. Além disso, a maior utilização dos antioxidantes (ASC+CIT) indicada a partir deste índice é muito importante na qualidade do produto final.

Todos os três modelos estudados indicam ajustes interessantes para as variáveis operacionais (PRE, VEL e ESP), os quais não chegaram a ser testados na prática. O ajuste dessas variáveis a esses níveis provavelmente levaria à obtenção de um material desidratado com excelentes características sensoriais.

4.6. O Projeto Selecionado para o Experimento em Estudo

a. O Projeto Ideal

Alguns tipos de projetos, como os fatoriais 2^k e 3^k (inteiros ou fracionados), podem ser utilizados em experimentos como o experimento-matriz, conforme visto no item 3.4.6. São projetos versáteis que, em muitos casos, fornecem uma maneira eficiente de coleta de dados.

A seleção do projeto *ideal* neste caso, todavia, teve que considerar uma limitação importante: qual o projeto que, com um número de rodadas aproximadamente igual ao do experimento-matriz, proporcionaria as informações desejadas.

Através da utilização de projetos fatoriais fracionados é possível realizar esta tarefa. Porém, o grande número de fatores envolvidos ($k = 7$) exigiria um fracionamento tal (para $N < 40$) que grande parte das interações estariam vinculadas, dificultando a estimativa de todos os fatores e interações de interesse. Além disso, a determinação dos termos quadráticos estaria associada à realização de um fatorial do tipo 3^k , normalmente com maior número de rodadas.

Além disso, o projeto selecionado como *ideal* deveria, preferencialmente, ser ortogonal, uma vez que isso melhora a precisão das estimativas dos efeitos.

Tendo em vista essas características e limitações, selecionou-se, como projeto *ideal*, um projeto denominado *Second-Order Composite Design*²³, cuja teoria foi desenvolvida pelo estatístico George E. P. Box na década de 50. Suas principais vantagens são a ortogonalidade e a rotatividade, discutidas no final deste item. Esse projeto foi originalmente utilizado em aplicações da metodologia de *Superfícies de Resposta*, de grande utilidade na modelagem de processos na indústria química²⁴.

²³ Esta denominação foi traduzida como *Projeto para Componentes de Segunda Ordem*, cuja correspondente abreviatura será PCSO.

²⁴ Um eficiente texto introdutório ao assunto foi escrito por Robert M. De Baun (1959).

A metodologia de Superfície de Resposta não será utilizada aqui, mas será proposto o uso de um tipo de projeto comumente empregado em conjunto com essa metodologia.

Uma breve apresentação teórica sobre esses métodos e projetos será bastante útil na compreensão das alterações feitas quando da montagem do *projeto ideal*.

O método da "Subida mais Rápida" (*Steepest Ascent*)

Suponha que os k fatores de um experimento qualquer estejam relacionados entre si como descrito na equação abaixo:

$$Y_u = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_{iu} + \sum_{i=1}^k b_{ii} x_{iu}^2 + \sum_{i < j} b_{ij} x_{iu} x_{ju} \quad (\text{Eq. 4.3})$$

onde:

Y_u = variável de resposta na rodada u do experimento,

b_i = coeficientes de ajuste da equação,

x_i = variáveis de controle.

Suponha que os k fatores x_i possam ser plotados no espaço amostral, constituindo assim uma superfície k -dimensional descrita pela Eq. (4.3).

Para um conjunto de valores x_i ótimos, a variável de resposta Y_u apresentará um valor correspondente ao pico (ou ponto máximo) da superfície descrita na Eq. (4.3). Pode-se ter, também, uma situação onde existam vários conjuntos de valores x_i ótimos, gerando assim não um único ponto, mas um *plateau* ótimo de resposta.

O método da "Subida mais Rápida" consiste de um procedimento seqüencial de verificação dos níveis dos k fatores, em busca do ponto ou *plateau* ótimo da superfície formada por esses fatores.

Partindo-se do total desconhecimento acerca dos prováveis níveis a serem trabalhados na direção do ótimo, esse método permite, através da realização de pequenos experimentos fatoriais (do tipo 2^k , inteiros ou fracionados, conforme o valor de k) que (a) se chegue à uma região ótima (ou *plateau*)

da superfície ou (b) que se determine uma possível deficiência de ajuste dos dados ao modelo linear utilizado (inicialmente trabalha-se com a Eq. (4.3), subtraída dos termos quadráticos).

O primeiro projeto fatorial rodado será, por exemplo, um 2^k , centrado nos melhores níveis de x_i conhecidos. Os dados coletados neste experimento serão a seguir ajustados ao modelo linear (e testados quanto ao ajuste). Em caso de ajuste satisfatório, move-se o projeto 2^k para um novo ponto, dado pela equação²⁵:

$$b'_i = d\phi/dx_i \quad \text{Eq. (4.4)}$$

onde:

$\phi = \text{Sum } b'_i x_i$, obtido do modelo linear, e $d\phi/dx_i$ é a derivada parcial de ϕ em relação à x_i .

É importante ressaltar que os projetos fatoriais utilizados neste método devem necessariamente reservar alguns graus-de-liberdade que permitam testar o ajuste dos dados ao modelo. Além disso, é aconselhável um conhecimento prévio acerca do erro experimental. Em casos onde isto não é possível, o próprio projeto deve fornecer meios para determinação do erro. Isto pode ser feito através da replicação de todos os pontos experimentais ou da inclusão de pontos centrais no modelo, como será descrito mais adiante.

Uma vez determinado o "caminho" ϕ , testa-se algumas combinações fatoriais isoladas, verificando a proximidade da resposta observada à resposta predita pelo modelo linear. Se os valores forem próximos, testa-se uma nova combinação, avançando no caminho ϕ determinado anteriormente.

Ao chegar-se a uma combinação cuja resposta não for próxima àquela predita pela equação (significando que o modelo

²⁵ Esta equação está apresentada de maneira simplificada, supondo que os dados coletados ajustem-se ao modelo linear. Quando este não for o caso, o projeto terá de ser alterado e a equação do caminho deverá considerar os termos quadráticos (Ver Box & Hunter (1957)).

linear não mais representa a situação experimentada), projeta-se um novo fatorial centrado neste ponto "divergente".

Este procedimento é repetido até que todos os valores obtidos no modelo para os coeficientes b_j sejam suficientemente pequenos. Neste caso, atingiu-se o ponto ou *plateau* ótimo da superfície descrita pela Eq. (4.3).

É importante ressaltar que existem casos onde, no percurso da "Subida mais Rápida", chega-se a uma situação onde o modelo linear não mais descreve os dados de maneira satisfatória, sendo necessário introduzir termos quadráticos no modelo (conforme apresentado na Eq. (4.3)). Neste caso, parte-se para um novo projeto experimental que aceite termos quadráticos, como, por exemplo os projetos do tipo PCSO (Projeto de Componentes de Segunda Ordem). O PCSO, bem como outros projetos de primeira ordem (não apresentados neste trabalho), foram desenvolvidos concomitantemente ao método da "Subida mais Rápida".

Na concepção do projeto *ideal* para a coleta de dados não foi necessária a utilização do método da "Subida mais Rápida", já que tinha-se uma boa idéia sobre o intervalo de variação de cada fator de controle e, conseqüentemente, da região da superfície que conteria o ponto ótimo.

Sendo assim, o projeto ideal pode ser apresentado como a superposição de dois experimentos: inicialmente, projeta-se um fatorial 2^k fracionado, acrescido de n_0 pontos centrais. Neste experimento pode-se verificar os efeitos dos fatores principais e de algumas interações de 1ª ordem. Além disso, produz-se uma estimativa do erro experimental e testa-se a eficiência do ajuste dos dados ao modelo linear.

Posteriormente, como o modelo deve prever termos quadráticos, introduz-se uma estrela no projeto fatorial (denominado cubo). Os pontos experimentais adicionados permitirão avaliar os termos quadráticos dos fatores principais.

Este modelo de projeto, cubo + pontos centrais + estrela, é denominado Projeto de Componentes de Segunda Ordem (PCSO). Um esquema representativo deste projeto está apresentado na Fig. (4.8). A apresentação do PCSO será feita a seguir, utilizando as informações do experimento-matriz.

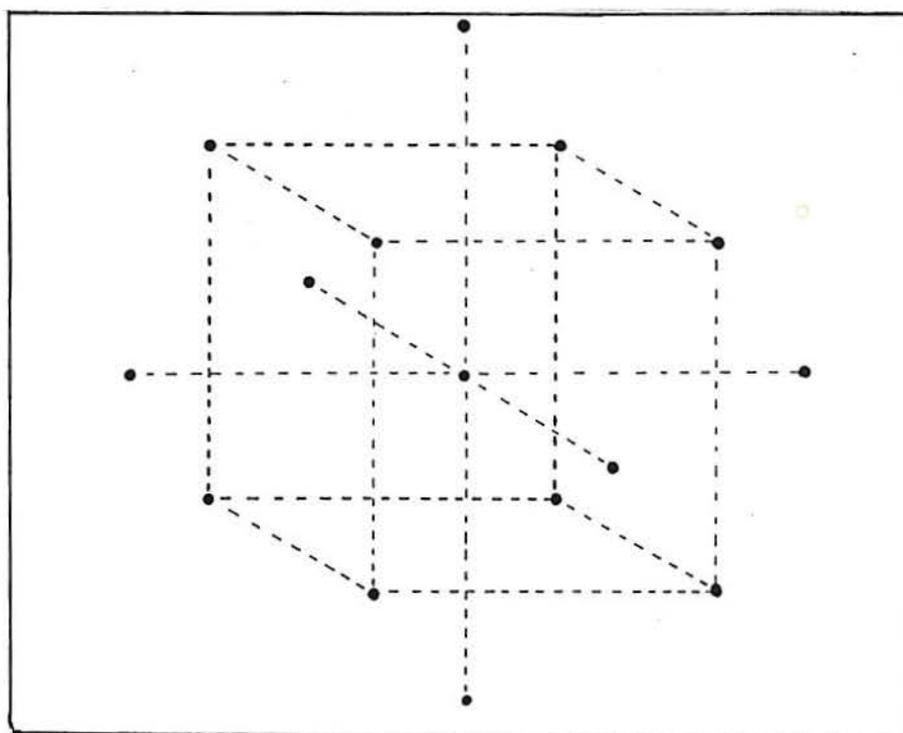


Figura 4.8. Representação Esquemática do Projeto de Componentes de Segunda Ordem (PCSO) - Fonte: Box & Wilson (1984).

Projeto Fatorial Fracionado 2^{7-3} + 6 Pontos Centrais
- Cubo + Pontos Centrais -

Os projetos 2^k e fatoriais fracionados foram selecionados por serem projetos ortogonais de fácil execução, além de poderem ser acrescidos de pontos para determinação de termos de segunda ordem, via PCSO.

Os pontos centrais permitem estimar o erro experimental (por exemplo, no caso de c pontos centrais, é possível estimar a variância de b_i somando os quadrados dos desvios dos c valores obtidos em relação à média desses c valores). Alternativamente, conforme já foi citado, pode-se reproduzir o experimento completo para formar o erro experimental.

O conhecimento do erro experimental é necessário para decompor a soma dos quadrados dos desvios $|y - y'|$ entre os valores observados e os valores ajustados. Nesta decomposição é possível identificar-se duas fontes de variação: uma referente à deficiência no ajuste dos dados ao modelo, e outra referente ao próprio erro experimental. Em situações onde a soma dos quadrados referentes à deficiência de ajuste apresentar um valor maior que a soma dos quadrados referentes ao erro experimental, deve-se testar um modelo de segunda ordem.

Inicialmente, ponderou-se a necessidade de verificação das 9 variáveis quanto aos seus termos lineares e quadráticos, além de algumas interações de primeira ordem entre variáveis. Porém, devido ao pequeno número de rodadas do experimento ($n < 40$), julgou-se mais apropriado restringir o número de variáveis.

O artifício utilizado nesta redução consistiu em agrupar em uma mesma variável os antioxidantes CIT, ASC e SO_2 . Como estes compostos possuem, efetivamente, efeito similar (isto é, atuam evitando a oxidação da matéria-prima), sua análise conjunta justifica-se tecnicamente.

O efeito isolado desses antioxidantes poderia ser, futuramente, determinado através de um pequeno experimento idealizado para esse fim.

A variável que agrupa os três antioxidantes foi denominada OXI. Sua utilização reduziu o número de termos de interesse para 21 (utilizando 9 variáveis, o experimento teria que ser exageradamente fracionado, perdendo-se resolução). São eles:

Fatores Principais

PRE, VEL, ESP, MSG, AMI, TEM, OXI.

Termos Quadráticos

PRE², VEL², ESP², MSG², AMI², TEM², OXI².

Interações

PRE*VEL, PRE*ESP, ESP*VEL, AMI*TEM, MSG*TEM, OXI*TEM, MSG*ESP.

As interações listadas acima são aquelas que tecnicamente poderiam mostrar-se significativas. As demais interações (não listadas) provavelmente tenham um efeito pequeno ou nulo. Os níveis de variação de cada variável independente foram codificados conforme apresentado na Tab. (4.30):

Tabela 4.30. Variáveis de Controle e seus Níveis Codificados.

VARIÁVEIS	Níveis Codificados				
	-2	-1	0	+1	+2
PRE	1.50	2.75	4.00	5.25	6.50
VEL	1.50	2.25	3.00	3.75	4.50
ESP	0.40	0.70	1.00	1.30	1.60
MSG	1.00	1.20	1.40	1.60	1.80
AMI	0.00	2.00	4.00	6.00	8.00
TEM	50.00	60.00	70.00	80.00	90.00
OXI*	0.40	1.00	1.60	2.20	2.80

* Obtidos pela equação $OXI = ASC + CIT + (2 * SO_2)$.

Os percentuais de utilização de ASC, CIT e SO₂, correspondentes a cada nível de OXI, poderiam ser definidos como se segue:

Nível	ASC	CIT	SO ₂
-2	0.2	0.2	0.0
-1	0.5	0.5	0.0
0	0.8	0.8	0.3
+1	0.8	0.8	0.3
+2	0.8	0.8	0.6

O número de ensaios necessários para rodar o fatorial fracionado (2^{7-3}) em um único bloco é igual a 16. Acrescentando-se 6 pontos centrais, tem-se 22 ensaios.

A escolha dos contrastes de definição no projeto de um experimento fatorial fracionado deve ser feita com atenção. Os contrastes definem os vínculos de cada fator do projeto. No caso de um fatorial 2^{7-3} , onde o número de fatores é relativamente grande, é importante vincular os fatores principais a interações de maior ordem (e de ocorrência improvável).

Para obter uma boa definição dos fatores principais e das interações de 1ª ordem, escolheu-se como contrastes de definição as interações de 3ª ordem ABCD, ABEF e ACEG (e, conseqüentemente, ADFG, BCFG, BDEG e CDEF). Desta forma, os fatores principais se apresentarão vinculados a interações de 2ª ordem (e essas serão consideradas nulas²⁶) e as interações entre dois fatores estarão vinculadas à outras interações de 1ª ordem (bem como de 3ª e 5ª ordens, consideradas também nulas).

Os 7 fatores principais foram denominados A, B, C, D, E, F e G e a distribuição das variáveis apresentou a seguinte conformação:

A - TEM; B - PRE; C - ESP; D - VEL; E - AMI;
F - MSG; G - OXI.

²⁶ Por *nulas* entende-se que as interações selecionadas como vínculos dos fatores principais devem ter efeito não significativo. Esse tipo de afirmação pressupõe um conhecimento mínimo acerca das possíveis interações entre as variáveis do experimento.

Esta distribuição foi feita tendo em vista as interações selecionadas para estudo. Desta forma, as interações de interesse não apresentam-se vinculadas entre si. Os fatores e interações e seus respectivos vínculos estão apresentados na Tab. (4.31).

Tabela 4.31. Efeitos e Vínculos do Projeto 2^{7-3} .

EFEITO	VÍNCULOS
A	BCD, BEF, CEG, DFG.
B	ACD, AEF, CFG, DEG.
C	ABD, AEG, BFG, DEF.
D	ABC, AFG, BEG, CEF.
E	ABF, ACG, BDG, CDF.
F	ABE, ADG, BCG, CDE.
G	ACE, ADF, BCF, BDE.
AE	BF, CG.
AF	BE, DG.
AG	CE, DF.
CF	BG, DE.
CD	AB, EF.
BD	AC, EG.
BC	AD, FG.
ACF	BDF, BCE, EFG, CDG, ABG, ADE.

As interações de 4 ou mais fatores não foram apresentadas nessa tabela.

Nenhuma das interações de dois fatores selecionadas para estudo está vinculada a outra interação de interesse. A interação ACF (TEM*ESP*MSG) deve ser avaliada com cautela, pois além de estar vinculadas a 6 outras interações de 2ª ordem, não se sabe ao certo se o seu efeito pode ser significativo. O mais indicado é agregá-la ao erro experimental.

Uma vez definidos os contrastes de definição, os fatores e seus respectivos vínculos, procederia-se a execução do experimento. Optou-se por um fatorial fracionado em um único bloco de 16 rodadas (além de 6 rodadas adicionais referentes aos pontos centrais). O bloco poderia, por exemplo, ser:

Bloco de 16 Rodadas + 6 Pontos Centrais

(1) abcd abef aceg adfg bcfg
 bdeg cdef abg acf ade bce
 bdf cdg efg abcdefg

Os pontos centrais corresponderiam aos níveis 0 de cada fator, isto é, $\frac{1}{2}$ caminho entre os níveis alto (+1) e baixo (-1). Acrescente-se ao bloco apresentado acima, seis replicações da combinação (0,0,0,0,0,0,0).

A distribuição dos graus-de-liberdade para cada efeito seria:

Efeito	G.L.
Fatores Principais	7
Interações de 1ª Ordem	7
Interações de 2ª Ordem	1
Erro	6
	21

O número de G.L. disponíveis para testar a deficiência no ajuste dos dados ao modelo é igual a 6. Pode-se incorporar, ainda, 1 G.L. (correspondente à interações de 2ª ordem) ao erro, que passaria a possuir 7 G.L.. Esta decisão, porém, deve ser tomada antes da realização efetiva do experimento.

O Projeto de Componentes de Segunda Ordem

- *Cubo + Pontos Centrais + Estrela* -

O projeto do cubo + pontos centrais, apresentado anteriormente, é a primeira parte do PCSO. Este projeto pode, eventualmente, ser conduzido em etapas com vantagens, já que uma vez rodado o projeto do "cubo", pode-se verificar uma adequação dos dados ao modelo linear proposto por este projeto,

sendo desnecessário rodar-se o projeto "estrela". Mas deve-se observar que, ao rodar-se o experimento em duas etapas, é necessária a introdução de blocos e, portanto, perde-se um G.L. e observa-se invariavelmente um aumento no erro experimental.

A estrela fornece pontos experimentais em que todas as variáveis são mantidas a um nível central (correspondente a 0) com exceção de uma variável, que é mantida a um nível acima ou abaixo do ponto central da estrela.

Imaginando a fração "estrela" do projeto em um espaço de sete dimensões, teria-se 7 eixos que encontrariam-se em um ponto central (0,0,0,0,0,0,0). Os extremos de cada um dos 7 eixos correspondem aos pontos -alfa e +alfa. O valor de alfa vem dado pela seguinte expressão:

$$\text{Alfa} = (n_c)^{1/4} \quad \text{Eq. (4.5)}$$

onde:

n_c - número de rodadas do experimento fatorial 2^k (cubo).

Neste caso $n_c = 16$, logo alfa será igual a 2,0. Às 22 rodadas do projeto fatorial, serão acrescentadas outras 14 correspondentes aos pontos da estrela. A lista dos pontos experimentais é a seguinte:

- a) $n_c=16$ pontos do projeto fatorial fracionado 2^{7-3} do tipo $(\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1)$;
- b) $n_0=6$ pontos centrais do tipo $(0,0,0,0,0,0,0)$; e
- c) $n_a=14$ pontos, correspondentes às extremidades da estrela, do tipo
 $(\pm \text{Alfa}, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$,
 $(0, \pm \text{Alfa}, 0, 0, 0, 0, 0)$, até
 $(0, 0, 0, 0, 0, 0, \pm \text{Alfa})$.

O PCSO construído a partir destes pontos vem descrito na Tab. (4.32).

A análise de variância para o projeto PCSO vem apresentada na Tab. (4.33). A soma total dos quadrados pode ser dividida em quatro fontes, referentes a (1º) termos de Primeira Ordem, (2º) termos de Segunda Ordem, (3º) Deficiência no Ajuste e (4º) Erro Experimental.

Além da vantagem da ortogonalidade, os PCSO apresentam uma segunda característica importante: a *rotatividade*. Um projeto será considerado *rotante* se a variância da resposta predita $\text{Var}[y'_u]$ for igual para qualquer ponto da superfície de resposta ajustada.

Tabela 4.32. Projeto para Componentes de Segunda Ordem 2^{7-3} + estrela.

Rod	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇	Rod	x ₁	x ₂	x ₃	x ₄	x ₅	x ₆	x ₇
01	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	17	+2	0	0	0	0	0	0
02	+1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	18	-2	0	0	0	0	0	0
03	+1	+1	-1	-1	+1	+1	-1	19	0	+2	0	0	0	0	0
04	+1	-1	+1	-1	+1	-1	+1	20	0	-2	0	0	0	0	0
05	+1	-1	-1	+1	-1	+1	+1	21	0	0	+2	0	0	0	0
06	-1	+1	+1	-1	-1	+1	+1	22	0	0	-2	0	0	0	0
07	-1	+1	-1	+1	+1	-1	+1	23	0	0	0	+2	0	0	0
08	-1	-1	+1	+1	+1	+1	-1	24	0	0	0	-2	0	0	0
09	+1	+1	-1	-1	-1	-1	+1	25	0	0	0	0	+2	0	0
10	+1	-1	+1	-1	-1	+1	-1	26	0	0	0	0	-2	0	0
11	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	27	0	0	0	0	0	+2	0
12	-1	+1	+1	-1	+1	-1	-1	28	0	0	0	0	0	-2	0
13	-1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	29	0	0	0	0	0	0	+2
14	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	30	0	0	0	0	0	0	-2
15	-1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	31	0	0	0	0	0	0	0
16	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1	32	0	0	0	0	0	0	0
								33	0	0	0	0	0	0	0
								34	0	0	0	0	0	0	0
								35	0	0	0	0	0	0	0
								36	0	0	0	0	0	0	0

As 16 rodadas iniciais são referentes à *fração cubo* do PCSO. As rodadas de número 17 a 30 referem-se à *fração estrela* do PCSO. As rodadas finais (de 31 a 36) referem-se aos *pontos*

centrais. A seqüência de rodadas no experimento deve ser aleatorizada.

A variância $\text{Var}[y'_u]$ será função das coordenadas x_{iu} de cada ponto da superfície e indicará a precisão dos coeficientes b'_i ajustados à Eq. (4.3).

É relativamente difícil, em experimentos exploratórios, especificar a precisão das predições y' ao longo de toda a superfície de resposta. Sendo assim, é desejável que o próprio projeto de coleta dos dados possibilite a ocorrência de uma variância constante em pontos eqüidistantes do centro.

Tabela 4.33. Análise de Variância para um PCSO *sem fracionamento*.

Fonte	Soma dos Quadrados	G.L.
Termos de 1ª Ordem	$SS = \sum_{i=1}^K b'_i \left[\sum_{u=1}^N x_{iu} y_u \right]$	K
Termos de 2ª Ordem	$SS = b'_0 \left[\sum_{u=1}^N y_u \right] + \sum_{i=1}^K b'_{ii} \left[\sum_{u=1}^N x_{iu}^2 y_u \right] + \sum_{1 < j} b'_{ju} \left[\sum_{u=1}^N x_{iu} x_{ju} y_u \right] - \left[\sum_{u=1}^N y_u \right]^2 / N$	$K(K+1)/2$
Deficiência de Ajuste	Por subtração	$\frac{n_c + n_a - K(k+3)}{2}$
Erro	$\sum_{s=1}^{n_0} (y_s - y'_0)^2$	$n_0 - 1$
Total	$\sum_{u=1}^N y_u^2 - \left[\sum_{u=1}^N y_u \right]^2 / N$	$n_c + n_a + n_0 - 1$
<p>Onde: N = número total de rodadas. y_s = variável de resposta dos pontos n_0. y'_0 = média das respostas dos pontos n_0.</p>		

Tome-se, por exemplo, os 14 pontos apresentados no bloco correspondente à estrela, na Tab. (4.32). Se plotados a partir do ponto $(0,0,0,0,0,0,0)$ poderiam ser ligados um a um formando uma esfera mais ou menos uniforme. Isto é, esses 14 pontos eqüirradiais podem ser combinados formando um projeto rotante.

Como todos os pontos utilizados na formação da superfície de resposta são eqüirradiais e com valores iguais de $\text{Var}[y'_u]$, todas as informações obtidas a partir do projeto rotante sobre os fatores terão a mesma precisão.

Em projetos do tipo PCSO não rotantes, o elipsóide formado a partir da união dos pontos da estrela e dos vértices do cubo não será esférico. Logo, enquanto alguns efeitos serão estimados com boa precisão, outros apresentarão precisão precária²⁷.

b. Identificação das falhas do projeto original através da análise de sua matriz de correlações

Um experimento bem planejado tem a capacidade de estimar com precisão os efeitos das variáveis independentes que estão sendo estudadas. Em geral, em experimentos bem planejados, os vetores da matriz X são ortogonais (ou aproximadamente ortogonais) entre si, e isso assegura uma boa estimativa dos correspondentes coeficientes de regressão. A análise que se segue busca avaliar a capacidade do experimento que foi executado.

Para verificar as deficiências do projeto quanto à ortogonalidade, será utilizado um método gráfico de comparação entre projetos desenvolvido por Barton & Schruben (1992). Os projetos a serem comparados são:

- i. O projeto original;
- ii. O projeto proposto no item (a).

²⁷ Os projetos rotantes foram desenvolvidos por Box & Hunter (ver referência na nota de rodapé nº 8). O assunto pode ser encontrado em Peng (1967):161-162.

Método Gráfico

A comparação entre dois possíveis projetos para um mesmo experimento pode ser feita baseada na análise das correlações entre os diferentes termos na matriz $X'X^{-1}$. Esta análise pode ser feita através da verificação direta dos valores de r , utilizando os critérios descritos por Kleinbaum & Kupper (1977). O índice r quantifica a associação linear entre duas variáveis aleatórias, sendo que:

i. quanto maior o valor positivo de r_{ij} , maior será associação linear positiva entre as variáveis i e j ;

ii. quanto maior o valor negativo de r_{ij} , mais negativa será a associação linear (isto é, se i apresentar um valor alto, j apresentará um valor baixo).

iii. se r_{ij} for próximo a zero, as evidências de associação linear entre i e j serão pequenas (isto pode indicar tanto que não existe nenhuma associação ou que a eventual associação é não linear).

A comparação entre dois projetos tendo como base a análise dos valores de r da matriz de correlação (obtida para cada projeto) aumenta em dificuldade a medida que o número de termos de interesse no experimento aumenta.

No caso do experimento matriz, considerou-se importante verificar os seguintes termos (a escolha dos termos foi detalhada na parte (a) deste item): PRE, VEL, ESP, MSG, AMI, TEM, OXI²⁸ e seus respectivos termos quadráticos, além das interações PRE*VEL, PRE*ESP, ESP*VEL, AMI*TEM, MSG*TEM, OXI*TEM e MSG*ESP.

²⁸ Referente ao agrupamento dos antioxidantes ASC, CIT e SO₂. O termo OXI foi obtido através da equação:

$$\text{OXI} = \text{ASC} + \text{CIT} + (2 \cdot \text{SO}_2).$$

Dado o grande número de termos, a comparação entre os dois projetos, a partir dos valores numéricos de suas matrizes de correlação torna-se muito difícil.

O método desenvolvido por Barton & Schruben (1992) facilita esta comparação, já que os valores de r_{ij} das matrizes de correlação dos projetos a serem comparados são representados não por números, mas por blocos hachurados (onde a intensidade do hachurado corresponde à maior ou menor associação entre i e j). Os blocos da diagonal principal, nos quais $r_{ij}=1$ (e $i=j$), aparecerão 100% hachurados. Os demais blocos serão hachurados conforme o seguinte critério: onde $|r_{ij}|=1$, a intensidade do hachurado será de 100% (como no caso dos blocos da diagonal principal); onde $|r_{ij}|=0$, a intensidade do hachurado será de 0%. Os valores intermediários entre 0 e $|1|$ serão proporcionalmente hachurados. A medida que $|r_{ij}|$ se aproxima de 1, os elementos i e j se apresentarão mais "confundidos".

O tamanho do lado dos quadrados da diagonal principal será calculado extraíndo a raiz quadrada do valor correspondente ao elemento da diagonal na matriz $(X'X)^{-1}$. Por exemplo, se $a_{11}=25$, o tamanho do lado do quadrado correspondente a este elemento no Diagrama de Blocos Hachurado (DBH) será 5 (a unidade de medida a ser utilizada pode ser centímetros, milímetros ou polegadas).

Levando em conta que os valores da matriz $(X'X)^{-1}$ são proporcionais as variâncias dos estimadores β_j , o tamanho dos lados dos blocos da diagonal principal do DBH, obtido pela raiz quadrada de a_{ij} , será proporcional ao desvio padrão do estimador correspondente.

O DBH permite uma comparação eficiente e rápida entre dois projetos. Se um projeto, por exemplo, apresentar grandes blocos na diagonal principal e extensas áreas hachuradas deverá ser preterido em favor de um projeto com menores blocos e poucas áreas hachuradas.

Os Diagramas de Blocos Hachurados

i. Para o projeto original

A matriz $(X'X)^{-1}$ apresentou os seguintes valores na diagonal principal (Os valores entre parênteses correspondem à raiz quadrada dos valores a_{ij}):

	PRE		PRE ²		VEL
PRE	127.034 (11.2709)	PRE ²	14.1113 (3.75650)	VEL	88.6607 (9.41598)

	VEL ²		ESP		ESP ²
VEL ²	14.3341 (3.78604)	ESP	177.95 (13.3397)	ESP ²	6.55466 (2.56020)

	MSG		MSG ²		AMI
MSG	26.0324 (5.10219)	MSG ²	38.7974 (6.22875)	AMI	199.062 (14.1089)

	AMI ²		TEM		TEM ²
AMI ²	17.3728 (4.16806)	TEM	81.1499 (9.00832)	TEM ²	47.6393 (6.90212)

	OXI		OXI ²		PRE*VEL
OXI	59.282 (7.69948)	OXI ²	5.28666 (2.29927)	PRE*VEL	79.4088 (8.91116)

	PRE*ESP		ESP*VEL		AMI*TEM
PRE*ESP	105.002 (10.2470)	ESP*VEL	62.4453 (7.90223)	AMI*TEM	167.387 (12.9378)

	MSG*TEM		OXI*TEM		MSG*ESP
MSG*TEM	40.4386 (6.35913)	OXI*TEM	74.9422 (8.65691)	MSG*ESP	147.164 (12.1311)

Para obter um DBH com dimensões 20 x 20 cm², os valores apresentados entre parênteses foram aumentados em 20%. A unidade utilizada foi milímetros. Assim, o elemento a_{11} (correspondente ao termo PRE) foi plotado na forma de um quadrado de lado $l=13.5\text{mm}$ ($11.2709*1.2$)²⁹.

O diagrama resultante vem apresentado na Fig. (4.9-a).

Num projeto ideal, com fatores ortogonais entre si, somente a diagonal central, apareceria hachurada (com $|r|=1$, isto é, hachurado com intensidade 100%). Os demais blocos do diagrama apareceriam completamente brancos, significando que nenhum fator estaria confundido com outros fatores. O diagrama do projeto ideal está apresentado na Fig. (4.9-b).

O DBH apresentado na Fig. (4.9-a), obtido com os dados do experimento matriz, mostra uma situação bastante diversa, onde problemas de multicolinearidade estão presentes. Em nenhum bloco o valor de r foi zero. Em alguns casos (apresentados sem hachurado no diagrama) o valor de r foi menor que 0.05, indicando um correlação quase nula entre as variáveis. Este é o caso de PRE e ESP², AMI e ESP e OXI e ESP, entre outras.

Em outras situações, o valor de r aproximou-se muito da unidade. Este é o caso de PRE e PRE*VEL, AMI e AMI*TEM e PRE e MSG*ESP. Nenhuma das interações aparece livre de correlações com os termos principais que as compõem (em alguns casos, como AMI e AMI*TEM, essa correlação aproxima-se da unidade).

É possível que termos significativos não tenham sido detectados devido aos problemas de multicolinearidade. A interação ESP*VEL, por exemplo, encontra-se fortemente confundida com PRE*VEL, e talvez por esse motivo não apareça

²⁹Como a Fig. (4.9-a) e (b) foi reduzida para ser apresentada neste trabalho, as dimensões mencionadas são maiores que aquelas medidas na figura.

incluída no modelo final. Tecnicamente, sua inclusão seria esperada.

Também observa-se a existência de correlação entre os termos lineares e seus pares quadráticos. Essa correlação é maior para os fatores VEL (e VEL^2), AMI (e AMI^2), TEM (e TEM^2) e OXI (e OXI^2). Para esses fatores, é difícil discriminar os efeitos lineares dos efeitos de 2ª ordem.

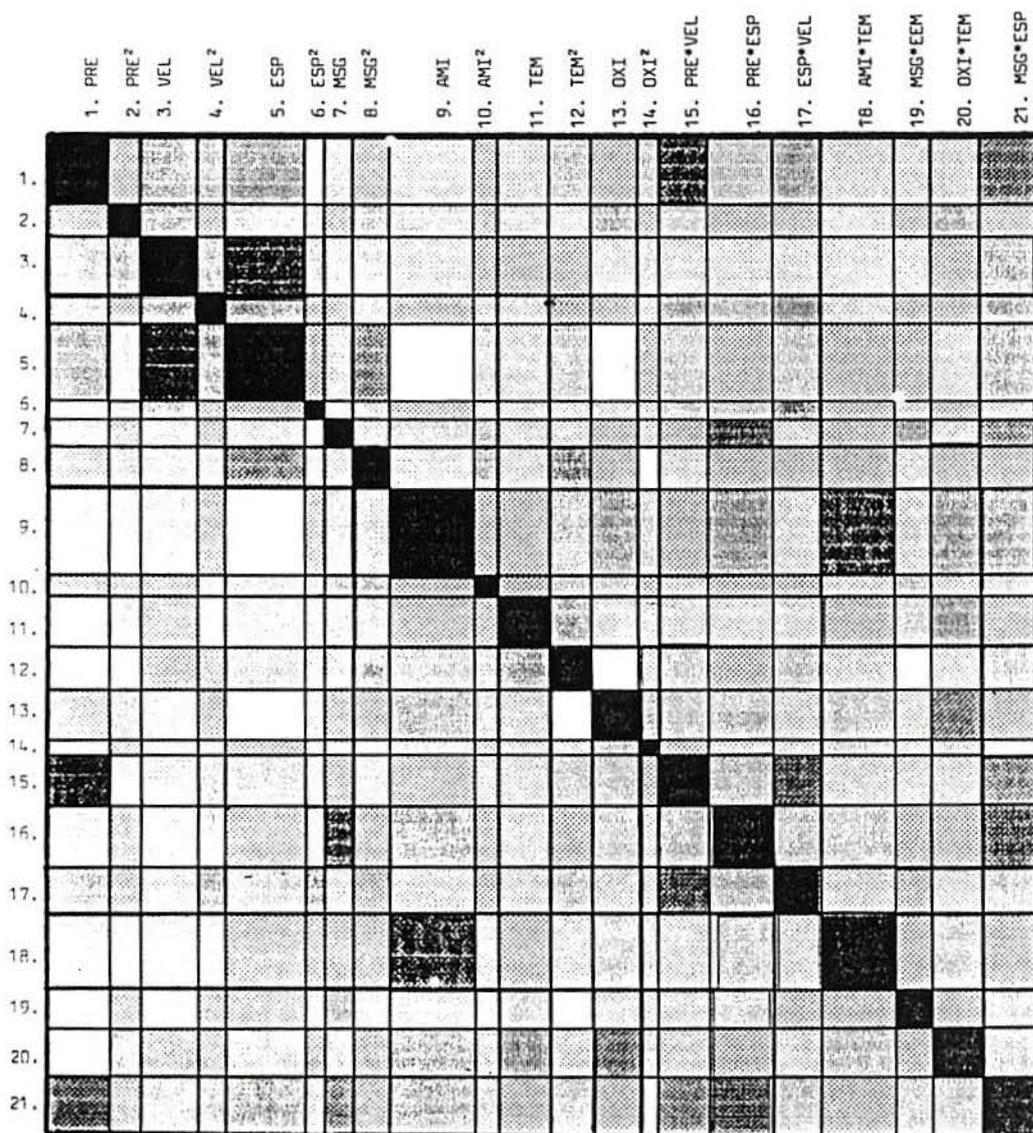


Figura 4.9(a). DBH para o Experimento-Matriz.

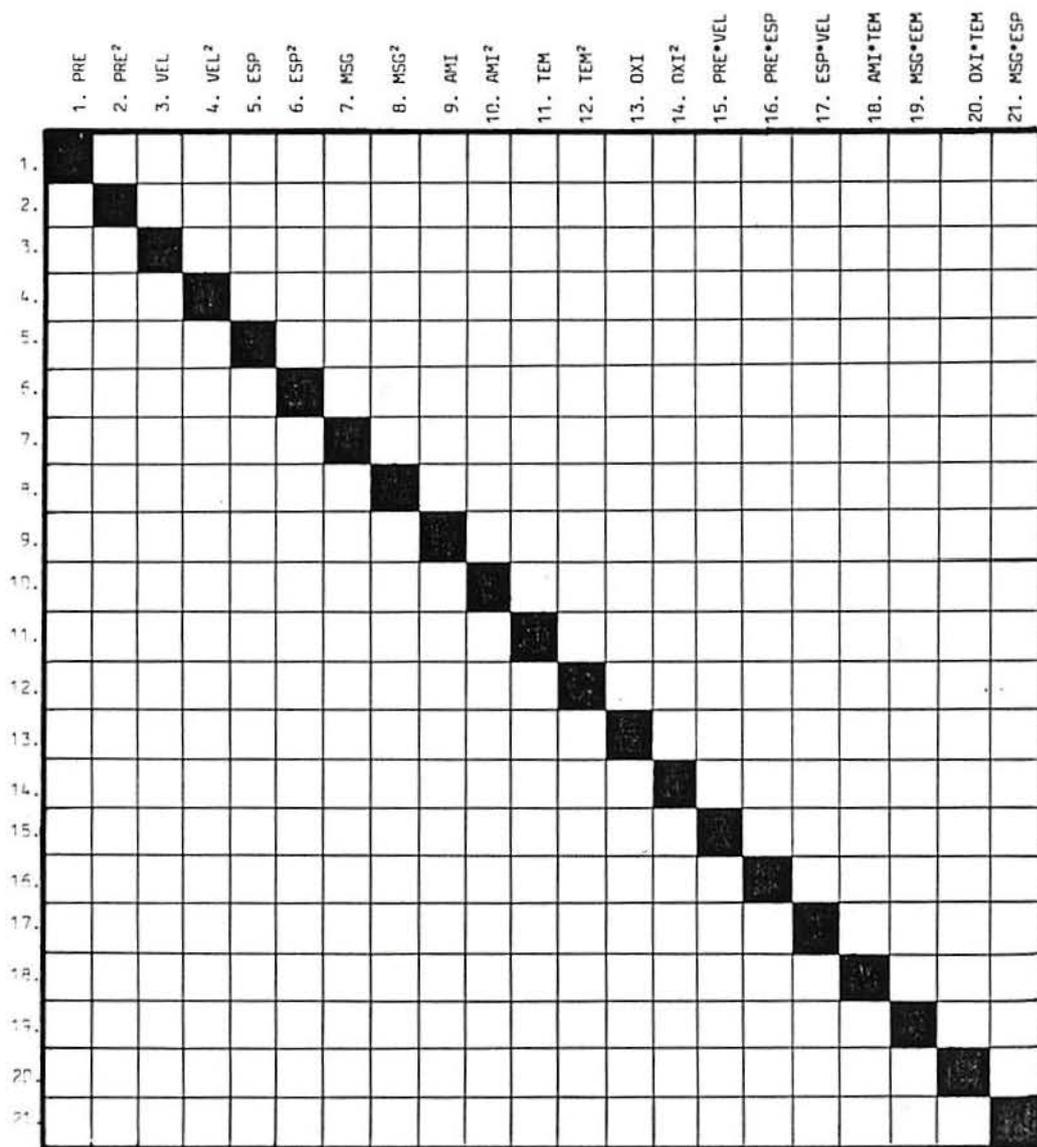


Figura 4.9(b). DBH para o Projeto Ideal.

O efeito de alguns fatores dificilmente seria avaliado adequadamente. Analisando a diagonal do DBH para o projeto executado, observa-se que PRE, ESP e AMI são exemplos desses fatores. O efeito das interações PRE*ESP, AMI*TEM e MSG*ESP também foi precariamente estimado.

Todos esses problemas poderiam ser evitados através do planejamento de um experimento onde os fatores estivessem ortogonais entre si, sem nenhuma confusão entre os termos. Um projeto dessa natureza apresentaria um DBH conforme apresentado na Fig. (4.9-b).

CAPÍTULO 5 - CONCLUSÃO

Este trabalho tratou de três assuntos relacionados ao Projeto e Análise de Experimentos Industriais, utilizando um estudo de caso ocorrido na indústria alimentícia como ilustração. Os assuntos tratados foram:

(i) A utilização de índices de desempenho para situações experimentais onde várias características de qualidade são identificadas como importantes variáveis de resposta;

(ii) A organização e preparo para análise de dados experimentais coletados em condições não-formais de experimentação.

(iii) Análise dos resultados oferecidos por diversas técnicas de regressão linear múltipla para os dados do caso em estudo.

Adicionalmente, para concluir o estudo, apresentou-se um modelo experimental considerado ideal para o caso em questão.

Três índices de desempenho, denominados MED , $INDEQ_1$ e $LOG(INDEQ_2)$, foram utilizados. Os dois últimos índices são uma generalização da função de perda de Taguchi para características de qualidade do tipo "Nominal-é-Melhor" e "Maior-é-Melhor", respectivamente. Estes índices aglutinam várias características de qualidade e foram utilizados como variáveis de resposta nas diversas técnicas de regressão linear múltipla testadas, a saber: *Regressão Linear Múltipla Convencional (RMC)*, *Ridge Regression (RiR)* e *Regressão Robusta (RoR)*.

O experimento em estudo apresentava graves falhas de planejamento. Assim, os modelos de regressão obtidos apresentam deficiências. Devido a problemas de multicolinearidade, acredita-se que alguns termos significativos não tenham sido

identificados e os coeficientes dos modelos tenham sido estimados com precisão apenas razoável.

Os melhores resultados em termos de ajuste dos dados ao modelo de regressão foram obtidos utilizando o índice $INDEQ_2$ e a técnica de *Regressão Robusta*. Esta técnica melhora a estimativa dos coeficientes, mas não pode resolver os problemas oriundos da falta de planejamento.

Como alternativa ao *design* experimental utilizado no experimento original (isto é, o caso em estudo), apresentou-se um modelo denominado *Projeto Composto de Segunda Ordem (PCSO)*, baseado no *Second Order Composite Design* proposto por George Box. Este modelo permitiria a realização de um experimento ortogonal utilizando o mesmo número de rodadas do caso em estudo, e forneceria informações eficientes quanto aos fatores e interações de maior importância.

Complementarmente, discutiu-se a utilização de um método gráfico para comparação entre modelos experimentais, baseados em seus coeficientes de correlação. O método procura identificar o modelo que oferece melhor definição quanto a estimativa de parâmetros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ANSCOMBE, F.J. (1973) "Graphs in Statistical Analysis". *The American Statistician* 27(1973-1): 17-21.
2. BARTON, Russell R. & SCHRUBEN (1992), Lee W. "Graphical Methods for Comparing Confounding in Two or More Designs". *IMSE Working Paper 92-132*, The Pennsylvania State University (1992-132).
3. BOX, George E. P. (1964) "The Exploration and Exploitation of Response Surfaces: Some General Considerations and Examples". *Biometrics*, 10(1964): 16-60.
4. BOX, George E. P. & DRAPER, N.R. (1975) "Robust Designs". *Biometrika*, 62 (1975): 347.
5. BOX, George E. P. & HUNTER, J.S. (1957) "Multifactor Experimental Designs for Exploring Response Surfaces", *Annals of Math.Stat.*, 28 (1957-1):195-241.
6. BOX, George E. P. & WILSON, K. B. (1951) "On the Experimental Attainment of Optimum Conditions". *J.Roy.Stat.Soc., Series B*, XIII(1951-1):1-45.
7. CHARM, Stanley E. (1971) *The Fundamentals of Food Engineering*. 2ª Ed. Westport, Connecticut: The AVI Publishing Co.
8. CHATTERJEE, Samprit & PRICE, Bertram (1977) *Regression Analysis by Example*. 1ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
9. DANIEL, Cuthbert & WOOD, Fred S. (1980) *Fitting Equations to Data - Computer Analysis of Multifactor Data*. 2ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
10. DeBAUN, Robert M. (1959) "Response Surface Designs for Three Factors at Three Levels". *Technometrics*, 1(1959-1): 1-8.
11. DEHNAD, Khosrow (Ed.) (1989) *Quality Control, Robust Design, and the Taguchi Method*. 1ª Ed. Pacific Grove, California: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software.

12. DRAPER, N. R. & SMITH, H. (1966) *Applied Regression Analysis*. 1ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
13. ELSAYED, E.A. & CHEN, A. (1993) "Optimal Levels of Process Parameters for products with multiple characteristics". *Intern. J. Production Research*, 31(1993-5): 1117-1132.
14. FREUND, John E. (1988) *Modern Elementary Statistics*. 7ª Ed. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
15. HARMON (1993) *Reinventando a Fábrica II: Conceitos Modernos à Produtividade na Prática*. 1ª Ed. São Paulo: Editora Campus.
16. HICKS, Charles R. (1973) *Fundamental Concepts in the Design of Experiments*. 2ª Ed. New York: Holt, Rinehart & Winston.
17. HINCHEN, John D. (1968) "Multiple Regression in Process Development". *Technometrics*, 10 (1968-2): 257-269.
18. HINES, William W. & MONTGOMERY, Douglas C. (1980) *Probability and Statistics in Engineering and Management Science*. 2ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
19. HOERL, A.E. (1962) "Application of Ridge Analysis to Regression Problems". *Chem.Eng.Progr.*, 58 (1962): 54-59.
20. HOERL, A.E. & KENNARD, R.W. (1970A) "Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems". *Technometrics*. 12 (1970-1): 55-67.
21. HOERL, A.E. & KENNARD, R.W. (1970B) "Ridge Regression: Applications to Nonorthogonal Problems". *Technometrics*. 12 (1970-1): 69-81.
22. HUBER, P. J. (1972) "Robust Statistics: A Review", *Annals of Mathematical Statistics*, 43: 1041-1067.
23. KLEINBAUM, David. G. & KUPPER, Lawrence L. (1977) *Applied Regression Analysis and Other Multivariable Methods*. North Scituate, Massachusetts: Duxbury Press.

24. LEÓN, Ramón V., SHOEMAKER, Anne C. & KACKER, Raghu N. (1987) "Performance Measures Independent of Adjustment - An Explanation and Extension of Taguchi's Signal-to-Noise Ratios". *Technometrics*, 29 (1987-3): 253-265.
25. MALLOWS, C.L. (1973) "Some Comments on C_p ". *Technometrics*, 15 (1973-4): 661-675.
26. MENENHALL, William (1968) *Introduction to Linear Models and the Design and Analysis of Experiments*. 1ª Ed. Belmont: Duxbury Press.
27. MONTGOMERY, Douglas C. (1984) *Design and Analysis of Experiments*. 2ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
28. MONTGOMERY, Douglas C. & FRIEDMAN, David J. (1993) "Prediction Using Regression Models with Multicollinear Predictor Variables". *IIE Transactions*, 25 (1993-3): 73-85.
29. MONTGOMERY, Douglas C. & PECK, Elizabeth A. (1992) *Introduction to Linear Regression Analysis*. 2ª Ed. New York: John Wiley & Sons.
30. MOSTELLER, F. & TUKEY, J.W. (1977) *Data Analysis and Regression - A Second Course in Statistics*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Co.
31. MORAES, Maria A.C. (1985) *Métodos para Avaliação Sensorial dos Alimentos*. 5ª Ed. Campinas: Editora da UNICAMP.
32. NANNI, Luis F. & RIBEIRO, José L. (1992) *Planejamento e Avaliação de Experimentos*. 2ª Ed. Caderno Técnico nº 17. Curso de Pós- Graduação em Engenharia Civil. Porto Alegre: UFRGS.
33. PHADKE, Madhav S. (1989) *Quality Engineering Using Robust Design*. 1ª Ed. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice Hall.
34. SNEDECOR, George W. & COCHRAN, William G. (1967) *Statistical Methods*. 6ª Ed. Ames, Iowa: The Iowa University Press.

35. SNEE, R.D. & IRR, J.D. (1981) "Design of a Statistical Method for the Analysis of Mutagenesis at the HGPRT Locus of Cultured CHO Cells", *Mutation Research*, 15: 77-93.
36. St. JOHN, R.C. & DRAPER, N.R. (1975) "D-Optimality for Regression Designs: A Review". *Technometrics*, 17 (1975-1): 15.
37. TAGUCHI, Genichi, ELSAYED, Elsayed A. & HSIANG, Thomas (1990) *Taguchi - Engenharia da Qualidade em Sistemas de Produção*. 1ª Ed. São Paulo: M^CGraw-Hill.
38. TRIBUS, M. & SZONYL, G. (1989) "An Alternative View of the Taguchi Approach", *Quality Progress*, May (1989).
39. WELSCH, R.E. (1980) "Regression Sensitivity Analysis and Bounded Influence Estimation", in *Evaluation of Econometric Models*, eds. J. Kmenta e J. Ramsey, New York: Academic Press.
40. WOODROOF, Jasper G. & LUH, Bor S. (1986) *Commercial Fruit Processing*. 2ª Ed. Westport, Connecticut: The AVI Publishing Co.
41. YATES, F. (1964) "Sir Ronald Fisher and the Design of Experiments", *Biometrics*, 20 (1964): 307-321.