



WALTER ACCIOLY COSTA PORTO

**A UTILIZAÇÃO DA ESTATÍSTICA
EXPERIMENTAL EM INDÚSTRIAS DA
GRANDE SALVADOR E SEU ENSINO**

LAVRAS – MG

2014

WALTER ACCIOLY COSTA PORTO

**A UTILIZAÇÃO DA ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL EM INDÚSTRIAS
DA GRANDE SALVADOR E SEU ENSINO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de Doutor.

Orientador

Dr. Marcelo Silva de Oliveira

LAVRAS – MG

2014

**Ficha Catalográfica Elaborada pela Coordenadoria de Produtos e
Serviços da Biblioteca Universitária da UFLA**

Porto, Walter Accioly Costa.

A utilização da estatística experimental em indústrias da grande
Salvador e seu ensino / Walter Accioly Costa Porto. – Lavras :
UFLA, 2014.

245 p. : il.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Lavras, 2014.

Orientador: Marcelo Silva de Oliveira.

Bibliografia.

1. Estatística- Estudo e ensino. 2. Estatística na engenharia. 3.
Processos industriais. 4. Experimento industrial. I. Universidade
Federal de Lavras. II. Título.

CDD – 519.5

WALTER ACCIOLY COSTA PORTO

**A UTILIZAÇÃO DA ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL EM INDÚSTRIAS
DA GRANDE SALVADOR E SEU ENSINO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária, área de concentração em Estatística e Experimentação Agropecuária, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 30 de janeiro de 2014.

Dr. Augusto Ramalho de Moraes UFLA

Dr. Joel Augusto Muniz UFLA

Dr. Marcelo Tavares UFU

Dr. Wilson Otto Gomes Batista IFBA

Dr. Marcelo Silva de Oliveira
Orientador

LAVRAS – MG

2014

Dedico este trabalho à memória e saudade de meu irmão, Lula. Tenho certeza que ele hoje celebra essa minha vitória.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela dom da vida, por esta oportunidade que me foi concedida e pela perseverança nos momentos mais difíceis.

À minha querida companheira e esposa, Fernanda. Apoio inequívoco nas dificuldades, e alegria essencial nas comemorações. Sua compreensão e determinação diante das minhas ausências foram decisivas na concretização dessa importante conquista.

Aos meus príncipes, Antônio e João. Luzes da minha vida. Apesar das inúmeras interrupções nos momentos de estudo, a existência deles foi um estímulo mais que especial para a conclusão desse trabalho. Tenho certeza que um dia se orgulharão do pai doutor.

Aos meus pais Luciano e Norma, exemplos de retidão e dignidade. Eles sempre serão os alicerces para as minhas conquistas, e os grandes responsáveis pela sólida formação que acompanha minha trajetória de vida, tanto pessoal como profissional.

Às minhas irmãs Marta e Karla. O orgulho que sentem de mim serviram de grande estímulo ao longo dessa caminhada. Suas presenças em minha vida independem da frequência de nossos encontros.

Ao meu orientador, Prof. Marcelo de Oliveira. Sua competência e contribuições foram fundamentais para essa vitória.

Aos queridos colegas do Dinter. Fundamentais tanto nas questões acadêmicas como no apoio incondicional nos momentos em que um estímulo era essencial. Não poderia ter encontrado um grupo melhor. Agradeço a cada um de vocês: Ângela, Azly, Cleide, Edmary, Isabel, Jailton, Jaime, Marcinho, Nelson, Norma, Otaviano (*in memorian*), Regilson, Taninha e Vasquez.

Agradeço ainda aos professores do DEX-UFLA, pela presteza, profissionalismo e dedicação no decorrer desses anos de doutorado. Vocês representam um exemplo a ser seguido. Não é por acaso que a UFLA ocupa uma posição de destaque no cenário acadêmico nacional e internacional. Obrigado a todos, e em especial ao professor Scalon.

Aos amigos e profissionais que colaboraram direta e indiretamente, com alguma sugestão, estímulo, referência bibliográfica, aplicação de testes, entrevistas, acesso a alguma informação, etc, em especial ao engenheiro Moisés Miguel e ao colega da Ufla, Juliano Bortolini.

RESUMO

O presente estudo foi realizado com o objetivo principal de discutir a experimentação, em seus diversos delineamentos e métodos, confrontando-a com as peculiaridades da indústria, em especial na Grande Salvador (GS), de maneira a identificar possíveis obstáculos à sua adoção de forma mais ampla. Para a construção da problematização, foram analisados: os fatores que dificultam o uso da experimentação, a forma como seus princípios básicos e pressupostos teóricos, também, interfere e quais estratégias podem ser propostas às indústrias e aos cursos de graduação em engenharia, para estimular o uso dessa ferramenta de forma mais sistemática. Constituiu-se como problema de pesquisa: qual compreensão sobre experimentação industrial pode auxiliar a sua adoção por mais indústrias na GS? Para fundamentação teórica, analisou-se o Planejamento e Análise de Experimentos como técnica do Controle Estatístico da Qualidade, o histórico da experimentação, a possibilidade de realizar experimentos *online* e os fundamentos do EVOP (Operação Evolucionária), os principais delineamentos e métodos da experimentação e seu ensino, dentro da estatística, nos cursos de engenharia. O método de pesquisa empregado foi o analítico descritivo, com abordagem qualitativa, tendo como sujeitos engenheiros, empresários, coordenadores de curso, docente e discente. Como instrumentos para coleta de dados primários empregou-se entrevista semi-estruturada, e como fonte secundária foi efetuada análise documental das matrizes curriculares de cursos e de ementas de disciplinas associadas à estatística. Pela análise das fontes utilizadas sugere-se que as instituições de ensino superior não preparam seus egressos dos cursos de engenharia para planejar e analisar um experimento. Além disso, constata-se o uso incipiente da Estatística pelas indústrias locais, em especial no enfoque experimental. Evidenciou-se que a notória falta desse conhecimento termina por limitar as possibilidades de otimização de processos por meio da experimentação. Parte da pesquisa foi realizada *in loco*, em uma indústria metalúrgica na GS. A tentativa frustrada de realização de um experimento nesta indústria ratificou as dificuldades existentes, principalmente, quando os possíveis benefícios da experimentação são desconhecidos. Uma estratégia para alterar de forma significativa esta realidade seria apresentar modelos e exemplos de experimentos simples e viáveis para as indústrias de Salvador. Percebeu-se, também, a necessidade de uma segunda disciplina, obrigatória para os cursos de engenharia, que aborde os princípios da experimentação.

Palavras-chave: Experimento industrial. Ensino de estatística. Estatística na engenharia. Processos industriais.

ABSTRACT

In this study, we discussed the experimental designs and the experimentation methods in relation to industry peculiarities in the Metropolitan Region of Salvador (MRS), aiming to identify possible obstacles to their adoption in a wide way. For the research problem statement, we analyzed factors that make difficult the use of experimentation, the way its basic principles and theoretical assumptions interfere, and the strategies that can be proposed to the industries and to the undergraduate degrees in engineering, in order to stimulate the use of this tool in a more systematic way. Thus, we found here to answer this research question: *which understanding about industrial experimentation can help its adoption in more industries in the MRS?* For the definition of theoretical basis, we analyzed the experiments planning and analysis as a technique of quality statistical control, the experimentation history, the possibility of performing experiments online and the grounds of the Evolutionary Operation, the main designs and experimentation methods and its teaching in the engineering courses. We used the analytical descriptive research method, with the qualitative approach for engineers, entrepreneurs, course coordinators, teachers and students, by means of unstructured interview as a primary data source, and documentary research of courses curricula and list of subjects related to Statistics as a secondary data source. Thus, results suggest that higher education institutions do not prepare their egresses of the engineering programs to design and analyze experiments. Besides, we realized that there is an incipient use of Statistics in the local industries, particularly in experimental focus. We also established, by evidence, that the notorious lack of this knowledge leads to a limitation of possibilities of optimizing processes by means of experimentation. In fact, part of this study was performed in loco, in a metallurgical industry of the MRS. However, the unsuccessful attempt of performing an experiment in this industry ratified the existing difficulties, mainly when the possible benefits of the experimentation were unknown. An strategy to significantly change this actual fact, therefore, would be presenting models and examples of simple and variable experiments for industries of the MRS. We also found the need of a compulsory second subject for engineering degrees, which approaches the statistical principles of experimentation.

Key-words: Industrial experiment. Statistics teaching. Statistics in the engineering. Industrial processes.

LISTA DE FIGURAS

| | | |
|-----------|---|-----|
| Figura 1 | Modelo geral de um processo, segundo Montgomery (2009) | 17 |
| Figura 2 | Possibilidade de “conquistas” da qualidade | 27 |
| Figura 3 | Sistemática de um experimento | 33 |
| Figura 4 | Processo de operação evolucionária | 49 |
| Figura 5 | Repetição, controle local e casualização associada ao erro experimental | 58 |
| Figura 6 | Esquema do delineamento em blocos casualizados | 84 |
| Figura 7 | Croqui simbólico: Quadrado latino 5 x 5 | 94 |
| Figura 8 | Gráfico do tipo de Material e Temperatura X Vida Útil da Bateria | 115 |
| Figura 9 | Gráfico de probabilidade normal | 123 |
| Figura 10 | Superfície de Resposta da variação do diâmetro derretido do queijo | 146 |
| Figura 11 | Exemplo de peça produzida - gravata | 191 |
| Figura 12 | Exemplo de peça produzida - estribo | 192 |
| Figura 13 | Sistematização do projeto de um experimento | 204 |

LISTA DE QUADROS

| | | |
|-----------|---|-----|
| Quadro 1 | Postulados de Shewhart..... | 30 |
| Quadro 2 | Comparativo CEP x Experimentação..... | 32 |
| Quadro 3 | Comparativo entre as experimentações <i>on line</i> X <i>off line</i> | 52 |
| Quadro 4 | Implicações dos procedimentos de controle experimental..... | 61 |
| Quadro 5 | Pressupostos da Análise de Variância..... | 63 |
| Quadro 6 | Vantagens e desvantagens dos planos fatoriais..... | 105 |
| Quadro 7 | Arranjo dos dados para um Planejamento Fatorial com Dois Fatores..... | 107 |
| Quadro 8 | Estrutura da Análise de Variância com K Fatores..... | 112 |
| Quadro 9 | Formulário do cálculo da soma dos quadrados..... | 129 |
| Quadro 10 | Esquematização do experimento fatorial 2^2 com confundimento..... | 136 |
| Quadro 11 | Exemplo de distribuição dos tratamentos nos blocos com confundimento..... | 137 |
| Quadro 12 | Informações sobre os coordenadores entrevistados..... | 165 |
| Quadro 13 | Disciplinas de Estatística nos cursos de I3..... | 177 |
| Quadro 14 | Informações sobre os empresários entrevistados..... | 185 |
| Quadro 15 | Características dos operadores analisados..... | 197 |
| Quadro 16 | Possíveis objetivos de um experimento..... | 205 |
| Quadro 17 | Diferentes modelos e métodos de experimentação possíveis..... | 208 |
| Quadro 18 | Soluções propostas (caso de não atendimento aos princípios fundamentais da experimentação)..... | 208 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|-----------|--|-----|
| Tabela 1 | Dados socioeconômicos relevantes | 22 |
| Tabela 2 | Modelo de dados para Experimento de Fator Único | 67 |
| Tabela 3 | Análise de variância para modelo de efeitos fixos e fator único .. | 80 |
| Tabela 4 | Dados do experimento da análise da resistência à tração de fibra sintética | 81 |
| Tabela 5 | Análise de variância para os dados de resistência à tração | 82 |
| Tabela 6 | Delineamento em Blocos Casualizados | 90 |
| Tabela 7 | Dados do ensaio de dureza para cada placa e cada penetrador avaliado | 92 |
| Tabela 8 | Análise de Variância do Experimento do Teste de Dureza com DBC | 92 |
| Tabela 9 | Análise de Variância do Experimento do Teste de Dureza com DIC | 93 |
| Tabela 10 | Resposta para o quadrado latino | 96 |
| Tabela 11 | Análise de variância para o delineamento em quadrado latino ... | 96 |
| Tabela 12 | Resultados obtidos no experimento para medir a força da explosão | 99 |
| Tabela 13 | Resumo da análise de variância para o quadrado latino 5 x 5 | 99 |
| Tabela 14 | Resultado do Teste Tukey | 100 |
| Tabela 15 | Graus de Liberdade das Somas dos Quadrados | 110 |
| Tabela 16 | Análise de Variância de Fatorial com Dois Fatores e Modelo de Efeitos Fixos | 111 |
| Tabela 17 | Dados da vida útil (em horas) obtidos do experimento da bateria | 114 |
| Tabela 18 | Análise de Variância dos Dados da Vida Útil da Bateria | 114 |

| | | |
|-----------|---|-----|
| Tabela 19 | Análise de Variância para um fatorial de dois fatores em um DBC..... | 117 |
| Tabela 20 | Nível da intensidade de detecção do radar | 118 |
| Tabela 21 | Análise de Variância dos dados de detecção do radar..... | 119 |
| Tabela 22 | Estimativa de efeitos fatoriais de experimento fatorial 2^4 não repetido..... | 122 |
| Tabela 23 | Esquema da análise de variância de um experimento 2^4 não repetido, para a verificação de efeitos principais e de interação de ordem dois | 124 |
| Tabela 24 | Esquema da análise de variância | 127 |
| Tabela 25 | Esquema da casualização em dois estágios | 128 |
| Tabela 26 | Dados processo industrialização do papel..... | 130 |
| Tabela 27 | Análise de variância do primeiro estágio | 130 |
| Tabela 28 | Análise de variância do segundo estágio..... | 131 |
| Tabela 29 | Análise de variância para confundimento com três fatores com n repetições..... | 138 |
| Tabela 30 | Soma dos quadrados com 2 blocos e n repetições..... | 138 |
| Tabela 31 | Resultados obtidos do binômio tempo e temperatura sobre capacidade de derretimento | 144 |
| Tabela 32 | Anova dos dados do derretimento do queijo | 144 |
| Tabela 33 | Produção diária de cada um dos operadores no período analisado..... | 199 |
| Tabela 34 | Análise dos dados dos operadores..... | 199 |

SUMÁRIO

| | | |
|---------|---|-----|
| 1 | INTRODUÇÃO..... | 15 |
| 2 | REFERENCIAL TEÓRICO..... | 26 |
| 2.1 | Controle da Qualidade..... | 26 |
| 2.2 | Histórico da experimentação..... | 34 |
| 2.3 | Experimentação na Indústria – Histórico e Particularidades..... | 43 |
| 2.4 | Experimentação Online e EVOP..... | 47 |
| 2.5 | Experimentação: princípios e características..... | 53 |
| 2.5.1 | Delineamento Inteiramente Casualizado (DIC)..... | 65 |
| 2.5.2 | Delineamento em Blocos Casualizados (DBC)..... | 83 |
| 2.5.3 | Delineamento em Quadrados Latinos (DQL)..... | 94 |
| 2.5.4 | Experimentos Fatoriais..... | 100 |
| 2.5.4.1 | Experimento fatorial não repetido..... | 120 |
| 2.5.4.2 | Experimentos em Parcelas Subdivididas (<i>Split-plot</i>)..... | 125 |
| 2.5.4.3 | Experimento Fatorial Fracionado..... | 132 |
| 2.5.4.4 | Técnica do Confundimento..... | 134 |
| 2.5.5 | Superfície de Resposta..... | 139 |
| 2.6 | Ensino da Estatística e da Experimentação nos cursos de engenharia..... | 146 |
| 3 | MATERIAL E MÉTODOS..... | 152 |
| 3.1 | O método..... | 152 |
| 3.2 | Campo do estudo..... | 155 |
| 3.3 | Os sujeitos..... | 156 |
| 3.4 | Coleta de dados – Procedimentos e Instrumentos..... | 157 |
| 3.5 | Análise e Interpretação de Dados..... | 159 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO..... | 161 |
| 4.1 | Realidade de instituições de ensino superior..... | 162 |
| 4.1.1 | Perfil dos sujeitos entrevistados..... | 164 |
| 4.1.2 | Articulação dos dados: experimentação e graduação (entrevistas)..... | 167 |
| 4.2 | Realidade de indústrias na grande Salvador..... | 183 |
| 4.2.1 | Perfil dos sujeitos entrevistados..... | 184 |
| 4.2.2 | Articulação dos dados: experimentação e indústria (entrevistas)..... | 186 |
| 4.3 | Indústria metalúrgica experienciada..... | 190 |
| 4.3.1 | A empresa..... | 191 |
| 4.3.2 | Tentativa de um experimento: problemas e soluções..... | 193 |
| 4.4 | Organizando e viabilizando experimentações industriais..... | 203 |
| 4.5 | Experimentação online: limitações e possibilidades..... | 210 |
| 5 | CONSIDERAÇÕES GERAIS..... | 216 |

| | |
|--------------------------|-----|
| REFERÊNCIAS | 224 |
| APÊNDICES | 233 |
| ANEXOS | 241 |

1 INTRODUÇÃO

A Gestão da Qualidade (GQ), norteadada pelos princípios da qualidade, representa hoje um conjunto de métodos muito utilizados pelas organizações, sejam elas de pequeno, médio ou grande porte. De acordo com Brocka e Brocka (1994), a GQ combina técnicas de Administração, esforços de melhorias existentes e inovadoras, além de modelagens matemáticas para aperfeiçoar os processos de forma contínua.

Em um estudo apresentado pela *American Society for Quality* (ASQ), afirmou-se que a busca da qualidade deveria mudar, tornar-se mais inovadora, flexível e rápida na implementação das soluções eficazes que conduzam a resultados nos negócios e reflitam os desejos do consumidor (BAMFORD; GREATBANKS, 2005). Por essa pesquisa descreve-se que inovação, flexibilidade e velocidade são fatores críticos para o sucesso das empresas que desejam adquirir vantagem competitiva neste início de século.

De acordo com Taguchi, Elsayed e Hsiang (1990), a qualidade de um produto não pode ser aperfeiçoada, a menos que suas características possam ser identificadas e medidas. E é na análise dessas medidas que a Estatística se mostra uma ferramenta essencial na melhoria dos processos produtivos.

O uso de métodos estatísticos no controle e na melhoria da qualidade de produtos está cada vez mais difundido nas organizações. Dentro de um mercado globalizado e competitivo como o atual, o domínio dos processos produtivos é um aspecto muito importante, ou mesmo vital, para a sobrevivência e crescimento de uma indústria.

Sendo a Estatística a ciência que trabalha a variabilidade, ela devia ser convocada para dar suporte à qualidade. Essencialmente, a estatística é trazida para esse contexto em virtude da demanda pelo controle da variabilidade. Esta é a razão pela qual surgiu o Controle Estatístico da Qualidade (CEQ), que é um

conjunto de métodos estatísticos usados, ou possivelmente utilizáveis, para intervir, intencionalmente, em um sistema de produção, objetivando conferir-lhe qualidade (MONTGOMERY, 2009).

O Controle Estatístico da Qualidade, segundo Oliveira e Muniz (2007), apresenta cinco principais técnicas para a obtenção, manutenção e melhoria da qualidade de produtos e serviços produzidos por uma organização. São elas:

- a) Metrologia;
- b) Inspeção por Amostragem;
- c) Confiabilidade;
- d) CEP (Controle Estatístico de Processo);
- e) Planejamento e Análise de Experimentos (*DOE- Design of Experiments*).

O cerne deste trabalho está na última técnica, a de experimentação. E quando mencionamos experimento planejado, fazemos referência a um teste, ou uma série deles, no qual são feitas mudanças intencionais nas variáveis de entrada de um processo, de modo a observar e identificar mudanças correspondentes na variável de resposta, segundo Montgomery (2009).

Conforme relata o mesmo autor, a melhoria da qualidade dos produtos, norteada pelo CEQ e proporcionada pela experimentação, é fator fundamental tanto para a sobrevivência como para o crescimento das indústrias. O que está diretamente associado ao fato do experimento ter como objetivo principal otimizar um processo já existente, ou simular de maneira ótima um novo processo a ser implementado.

Para uma compreensão mais completa, é necessário entender o conceito de processo, conforme esquematizado na Figura 1. Para Box, Hunter e Hunter (2005), processo, ou sistema de transformação, é representado pela combinação

de máquinas, métodos, pessoas e outros recursos que transformam os produtos de entrada em outros acabados ou semiacabados, com características ou parâmetros específicos.

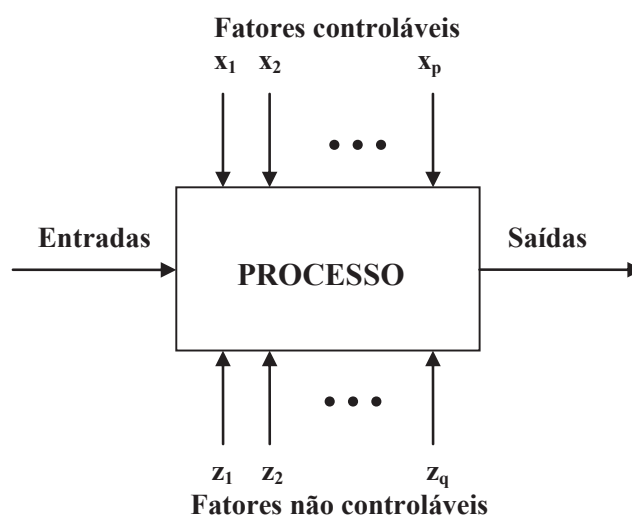


Figura 1 Modelo geral de um processo, segundo Montgomery (2009)

Métodos de delineamento de experimentos são de capital importância no desenvolvimento de processos e superação de dificuldades para melhoria da performance dos mesmos. Como um exemplo de um experimento, suponha que um engenheiro metalúrgico esteja interessado em estudar o efeito de dois diferentes processos de endurecimento de uma liga de alumínio: temperamento com óleo e temperamento com solução salina. O objetivo do engenheiro é determinar que meio de temperamento produz o máximo de dureza para essa liga particular. O engenheiro decide submeter um número de peças da liga a cada um dos meios de temperamento e medir a dureza dos pedaços depois do temperamento. A média de dureza dos pedaços tratados em cada meio de temperamento será usada para determinar qual deles promove a maior dureza.

Fazendo-se uma analogia desta situação experimental com o modelo geral para um processo ilustrado na Figura 1, as variáveis x_i são o tipo de óleo, de solução, temperatura, tempo, etc. As variáveis z_i são as pequenas variações nas proporções dos componentes da solução, os possíveis erros nas medidas, etc.

A análise e melhoria destes processos, industriais, agropecuários ou de outra ordem, representam o grande foco dos experimentos, que, entre outras possibilidades, é capaz de encontrar o ajuste ótimo dos parâmetros do sistema com o objetivo de:

- a) maximizar seu desempenho;
- b) minimizar custos e/ou tempo de execução;
- c) tornar o desempenho do sistema pouco sensível ao efeito dos fatores não controláveis .

Alinhado com a importância desse olhar sobre os processos, Corrêa e Corrêa (2008, p.) explicam que:

A qualidade é formada durante o processo de produção, ou seja, a qualidade não é um *kit* que possa ser instalado no produto (resultado de um processo), mesmo que estocável, após sua produção. As ações de qualidade, portanto devem ter como alvo os processos, e não os produtos deles resultantes.

E é desta forma que a experimentação, mesmo não representando uma técnica fundamentalmente nova, apresenta-se como uma importante ferramenta capaz de promover melhorias em processos produtivos e de antever melhores condições para um processo que esteja por ser implementado.

O planejamento de experimentos deve-se a Ronald A. Fisher (1890-1962), que durante alguns anos, no início do século passado, foi responsável pela estatística e análise de dados na Estação Agrícola Experimental de

Rothamsted, em Londres - Inglaterra. Essa estação é considerada o berço da “Teoria Estatística Moderna e Prática”.

Fisher foi quem desenvolveu e usou pela primeira vez a técnica de análise de variância como ferramenta primária para a análise estatística do projeto experimental. Outros autores que contribuíram de maneira significativa para a evolução das técnicas sobre o planejamento de experimentos foram: Yates, Box, Bose, Kempthorne e Cochran (MONTGOMERY, 2004).

Toda a teoria existente sobre experimentação foi, inicialmente, aplicada em contextos agrícolas, o que justifica a manutenção do uso de vários termos técnicos associados a essa área. Mas logo se percebeu sua utilidade, nas mais diversas áreas, entre elas as ciências sociais, a medicina, a psicologia, a engenharia, dentre outras. E esta última deu origem ao que se denomina hoje de Experimentação Industrial.

Segundo Memória (2004), as necessidades da experimentação industrial, onde são pesquisados vários fatores representados por variáveis quantitativas, levaram ao desenvolvimento de delineamentos especiais. Estes são conhecidos na literatura como Delineamentos de Box, em homenagem ao estatístico inglês George Edward Pelham Box (1919–2013), considerado por muitos o maior responsável pelo desenvolvimento da experimentação na indústria.

Os experimentos conduzidos em indústrias, segundo Galdamez e Carpinetti (2004), objetivam melhorar o desempenho dos processos de fabricação e, por consequência, dos produtos. Diante dessas possibilidades, o projeto de experimentos apresenta-se como uma forma de alcançar os fatores críticos, citados pela ASQ (inovação, flexibilidade e rapidez), além de atender as necessidades e expectativas dos consumidores.

Apesar de uma técnica distante do ineditismo e com múltiplas potencialidades, seu uso na indústria brasileira, em especial nas indústrias

localizadas na Grande Salvador, ocorre de forma bastante incipiente, o que será constatado ao longo deste trabalho.

De acordo com Gomes e Kruglianskas (2010), as técnicas experimentais são pouco difundidas nas empresas brasileiras. No artigo coloca-se que, apesar do avanço das metodologias de gestão e de melhoria de qualidade usadas, para aumentar o desempenho operacional e administrativo das organizações, existem deficiências técnicas específicas relacionadas ao desenvolvimento de projetos de produtos e processos de fabricação. Segundo o autor, essas deficiências ocorrem pela falta de conhecimento estatístico, que, habitualmente, os gerentes, funcionários e engenheiros das empresas apresentam ao usar ferramentas estatísticas de qualidade.

Segundo pesquisa realizada na Europa por Tanco et al. (2012), a experimentação é utilizada com frequência, embora muitas vezes de forma inadequada. Em pesquisa realizada em três regiões europeias, os autores constataram que 95% das empresas realizam experimentos, no entanto, os métodos utilizados nem sempre são adequados, visto que apenas 23% dessas empresas realizam o experimento com uma metodologia pré-estabelecida. Vale ressaltar que a pesquisa mencionada retrata uma realidade de países desenvolvidos, com indústrias, notoriamente, mais evoluídas e profissionais com formações, supostamente, mais adequadas para a realização de experimentos industriais.

Os autores apresentam alguns possíveis motivos de tal deficiência. Entre eles, foi destacada, nos cursos de engenharia, a superficialidade do ensino das disciplinas da área da Estatística, que deveria tratar da experimentação. E esse retrato se alinha com nossa realidade local, onde nenhum dos 12 cursos de graduação de engenharia, pesquisados na região metropolitana de Salvador, incluindo alguns da principal Instituição de Ensino Superior da Bahia, possui

sequer tópico referente à Estatística Experimental nos programas das disciplinas obrigatórias ligadas à Estatística.

Além desse fator, Tanco et al. (2012) citam uma ineficiente interação entre a empresa e a universidade, o que dificulta, por parte dos profissionais da área técnica, a utilização de uma metodologia mais consistente quando do uso da experimentação nas indústrias.

Reforçando essa falta de sintonia entre o meio acadêmico e o produtivo, Costa e Cunha (2010) esclarecem que existe uma série de barreiras organizacionais, pessoais, profissionais e culturais, geradas, basicamente, pelas diferenças de interesses por ambas as partes. A meta principal da universidade é a geração de conhecimento e tecnologia para o desenvolvimento da sociedade em geral, enquanto a da empresa é gerar receitas, sem as quais não sobreviveria.

Associado a isso, o que pode ser constatado na prática, na maior parte do tempo, é que técnicos e engenheiros precisam se dedicar a resolver problemas relacionados ao ritmo e ao processo normal da produção, deixando para segundo plano, ou para outras instâncias da organização, a prática de experimentação e testes. Os experimentos tendem a ficar confinados a atividades e protótipos fora da cadeia de produção, enquanto esta passa a demandar cada vez mais a presença dos técnicos e engenheiros que de fato conhecem os processos da empresa (FREEMAN, 1975).

Após apresentada esta introdução sobre algumas especificidades da experimentação, associada à sua constatada subutilização, ou mesmo inadequada aplicação, resta definir o recorte geográfico componente do objeto deste estudo.

A Região Nordeste do Brasil é caracterizada por contrastes. Segundo dados do Censo 2010 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), nesta região estão localizados os municípios com maior e menor PIB (Produto Interno Bruto) per capita do país. São Francisco do Conde, na Bahia, possui R\$ 360.815,83 de PIB per capita, enquanto o município de São Vicente Ferrer,

no Maranhão, apresentou apenas R\$ 1.929,97. Apesar de mais de 27% da população brasileira viverem na Região Nordeste, seu PIB representa apenas cerca de 18% do nacional. Mas é a região que vem apresentando, segundo o IBGE, o maior crescimento econômico dentre as cinco regiões do Brasil.

E nessa região, o estado da Bahia se destaca como responsável por 35% do PIB do Nordeste e cerca de 6,4% do nacional, como mostrado na Tabela 01. Segundo dados da Secretaria da Indústria, Comércio e Mineração da Bahia, estão previstos investimentos da ordem de 32,5 bilhões de dólares, atrelados à geração de cerca de 63.000 novos empregos até 2015. Associado a essas informações, pelo Departamento de Indústria do IBGE mostra-se que a produção industrial baiana apresentou, no período de maio/2012 a abril/2013, um crescimento de 4,1%, superando o crescimento de todos os outros estados brasileiros e contrastando com uma retração de 1,1% na produção industrial brasileira no mesmo período.

Tabela 1 Dados socioeconômicos relevantes

| | Brasil | Região Nordeste | Bahia | Grande Salvador |
|-----------------------------------|--------|--------------------|-------|-----------------|
| População (milhões de habitantes) | 194 | 53 | 14 | 3,6 |
| PIB (bilhões de reais) | 2395 | 438 | 154 | 76 |

Fontes: Guia... (2012)

No estado da Bahia, a região industrial mais importante é, notoriamente, a Grande Salvador. Ela é responsável pela produção de, aproximadamente, metade do PIB do estado, e é onde estão localizados o Pólo Petroquímico de Camaçari, o Centro Industrial de Aratu e a Refinaria Landulpho Alves,

importantes centros industriais do Brasil. Além disso, de cada 32 reais produzidos no Brasil, um é gerado na Região Metropolitana de Salvador.

Diante dessa realidade local, carente de uma indústria mais eficiente e com grande potencial de crescimento, o projeto de experimentos industriais se apresenta como um fator de possível contribuição para a melhoria de processos já existentes, ou ainda, como otimizador na criação de novos processos e, conseqüentemente, novos produtos.

Apesar deste cenário, a realidade da formação dos engenheiros nos 12 cursos de graduação avaliados, entre eles algumas engenharias da principal e mais antiga universidade do estado da Bahia, não propõe uma formação estatística consistente para seus estudantes, negligenciando claramente a área de experimentação. Nesta importante universidade, com exceção do curso de engenharia de produção, que abriu sua primeira turma em 2009, com apenas 40 vagas anuais, as outras engenharias possuem apenas uma disciplina associada à estatística, que não cita nem mesmo uma referência à técnica de experimentação.

Outra área acadêmica fundamental, para a realização da experimentação na indústria é a Estatística, propriamente. Mas o único curso de graduação do estado, que forma bacharéis em Estatística, está na UFBA, e é um curso de pouca referência nacional. Poucos são os alunos que concluem o curso (cerca de 20 por ano, segundo informações obtidas no colegiado do curso). Além disso, este é o primeiro ano em que o mestrado e doutorado em Matemática da UFBA, em associação com a Universidade Federal de Alagoas, oferecem uma nova área de pesquisa opcional para os pós-graduandos: Probabilidade. Até então, não existia, na Bahia, nenhuma pós-graduação *strictu sensu* associada à Estatística ou Probabilidade.

Apresentadas as características fundamentais do que a experimentação é capaz de promover nos processos industriais, quando utilizada de forma adequada por profissionais preparados tecnicamente, retratada a realidade da

subutilização ou inadequação do uso da experimentação nas indústrias brasileiras, em especial as da Grande Salvador e constatada a importância e potencialidade da indústria nesta região, configura-se como **problema principal deste estudo: Qual compreensão sobre experimentação industrial pode auxiliar a sua adoção por mais indústrias na Grande Salvador?**

Face às variáveis aí implicadas, apresentam-se os subproblemas da pesquisa:

Subproblema 1: Quais são os fatores que impedem ou dificultam o uso da experimentação em mais indústrias da Grande Salvador?

Subproblema 2: Como os princípios básicos da experimentação e os pressupostos teóricos dos modelos estatísticos interagem, a favor ou contra, com os fatores que dificultam seu uso?

Subproblema 3: Quais estratégias de experimentação podem ser propostas para as indústrias da Grande Salvador, de modo que respondam, positivamente, aos subproblemas anteriores?

Subproblema 4: Quais estratégias de introdução do ensino-pesquisa-extensão em experimentação podem ser propostas para os cursos de graduação em engenharia das IES da Grande Salvador, de modo que interajam com as indústrias da GS?

Para a pesquisa desenvolvida definiu-se como objetivo principal, discutir a experimentação, em seus diversos delineamentos e métodos, confrontando-a com as peculiaridades da indústria, em especial na Grande Salvador, de maneira a identificar possíveis obstáculos à sua adoção de forma mais ampla.

Para o desenvolvimento da presente tese, o plano de trabalho está estruturado em cinco capítulos, visando atingir cada um dos objetivos indicados.

Desse modo, o primeiro capítulo destina-se à introdução desta tese, no qual é delimitado o assunto de estudo e são especificados o objetivo principal e os problemas da pesquisa.

O segundo capítulo dedica-se ao referencial teórico, no qual são expostos alguns aspectos dos experimentos, seus delineamentos e métodos, além de seus modelos estatísticos. Ainda, neste capítulo, será apresentado o Controle Estatístico da Qualidade e sua associação com os projetos de experimentos industriais. Também serão feitas algumas considerações acerca da forma como os cursos de graduação em engenharia abordam a Estatística, associando com o nível de conhecimento dos engenheiros na Estatística Experimental.

O capítulo seguinte será de Materiais e Métodos, trazendo tudo que foi utilizado na pesquisa e de que forma ela foi conduzida, evidenciando a metodologia escolhida.

O quarto capítulo apresentará os principais resultados deste trabalho, associado a uma série de discussões. Haverá uma análise dos currículos típicos dos cursos de graduação em engenharia de quatro IES da GS e, também, de entrevistas com alguns coordenadores de curso para o levantamento dos prós e contras da introdução de disciplinas de estatística experimental. Além disso, serão consideradas entrevistas com alguns engenheiros para uma melhor percepção do uso, ou não, da experimentação nas indústrias da GS.

Esse capítulo traz, também, a experiência vivida em uma indústria metalúrgica, onde houve uma tentativa de realização de um experimento. Será apresentada, ainda, uma proposta de organização para a experimentação na indústria, com problemas e soluções possíveis, considerando a possibilidade de utilização de um experimento realizado *online*.

O quinto e último capítulo apresenta as conclusões finais deste trabalho, associando o que foi abordado ao problema principal do estudo, perpassando, ainda, pelos subproblemas da pesquisa.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Os conceitos das técnicas de planejamento e análise de experimentos são, segundo Montgomery (2009), utilizados pelas empresas que buscam melhorar a qualidade dos produtos ou processos de forma contínua.

A análise dessas técnicas evidencia uma série de delineamentos e métodos que podem ser utilizados na experimentação, em especial, naquelas realizadas em indústrias, que representam o foco principal deste trabalho.

O entendimento dessas técnicas, associado à percepção de como os cursos de graduação em engenharia trabalham essa teoria com seus alunos, representa um importante alicerce para a compreensão de algumas das dificuldades observadas ao longo desta pesquisa. E essa interface está diretamente conjugada à forma como as empresas lidam com a qualidade de seus processos e produtos.

2.1 Controle da Qualidade

A qualidade é uma variável de extrema importância nas organizações atuais, uma vez que ela é capaz de definir e valorizar produtos oferecidos e serviços prestados aos clientes. Manter o nível de qualidade demanda um trabalho de controle, análise e acompanhamento dentro dessas empresas.

A gestão da qualidade representa, há alguns anos, uma grande preocupação de qualquer empresa, sejam elas fornecedoras de produtos ou de serviços. A conscientização para a qualidade, catalisada pelo reconhecimento de sua importância, tornou significativa a certificação de sistemas de gestão da qualidade em todo o mundo (ALVAREZ, 2001).

Estas certificações, além de aumentarem a satisfação e a confiança dos clientes, reduzem custos internos, aumentam a produtividade e melhoram a

imagem e os processos continuamente, facilitam o acesso a novos mercados. Elas, ainda, permitem avaliar as conformidades determinadas pela organização por meio de processos internos, o que garante ao cliente um produto ou serviço concebido, de acordo com padrões, procedimentos e normas, conforme Figura 2.



Figura 2 Possibilidade de “conquistas” da qualidade

De acordo com Toledo (2001), a Gestão da Qualidade é um conjunto de práticas utilizadas, nas diversas áreas funcionais da empresa, para obter-se, de forma eficiente e eficaz, a qualidade pretendida para o produto.

Segundo Oliveira (2006), a gestão, ou o gerenciamento, consiste em administrar, controlar, analisar, ser eficaz. Dessa forma, a Gestão da Qualidade deve ser capaz de promover um trabalho em conjunto de todas as áreas da empresa, visando à qualidade e à eficiência.

O uso de métodos estatísticos para a obtenção, controle e melhoria da qualidade, de produtos e serviços, é cada vez mais utilizado e valorizado pelas organizações. Dentro de um mercado globalizado e competitivo, o controle dos processos está diretamente associado à qualidade dos produtos, sendo um aspecto muito importante, vital para a sobrevivência e crescimento de uma empresa (REIS, 2001).

Moreira (2001) descreve controle como uma maneira utilizada para manter determinado fenômeno dentro do que foi programado. E os produtos resultantes de um processo têm características que podem ou não estar dentro do especificado, o que é definido por qualidade.

O termo Controle Estatístico da Qualidade (CEQ) pode ser compreendido pela associação das palavras que o compõem, utilizando a Estatística como forma de análise e controle para medir e garantir qualidade. Ratificando esta ideia, Samohyl (2009) afirma que a principal ideia do Controle Estatístico da Qualidade é que processos que apresentam uma menor variabilidade são capazes de atingir melhores níveis de qualidade.

De acordo com Reis (2001), como o controle da variabilidade representa um fator de qualidade, é preciso entendê-lo de forma mais clara. E a única forma de fazê-lo é por métodos estatísticos, que fazem parte do CEQ, importante desdobramento da Gestão da Qualidade.

Shewart (1931) ressaltou que é improvável que duas peças sejam fabricadas precisamente iguais, admitindo a variabilidade como um aspecto inerente à qualidade dos processos e percebendo a necessidade de distinguir as variações aceitáveis daquelas que indicam problemas. O Controle Estatístico da Qualidade considera um fenômeno sob controle quando, utilizando-se de experiência passada, seja possível prever, dentro de certos limites aceitáveis, como tal fenômeno irá variar no futuro.

A variação provocada por causas comuns, conhecida como variabilidade natural do processo, é inerente aos processos e estará presente mesmo que todas as operações sejam executadas empregando métodos padronizados. Quando apenas as causas comuns estão atuando no processo, a quantidade de variabilidade se mantém em uma faixa estável, pois se deve apenas à aleatoriedade dos elementos envolvidos.

Deming (1990) afirmou que 94% dos problemas e possibilidades de melhoria são baseados em causas comuns e apenas 6% são baseados em causas especiais. É evidente que esses números não são precisos nem correspondentes a todo e qualquer processo produtivo, mas sugerem uma maior incidência de causas comuns na origem da variabilidade da maioria dos processos.

Já as causas especiais de variação surgem, esporadicamente, em virtude de uma situação particular que faz com que o processo se comporte de um modo completamente diferente do usual. São causas inevitáveis que podem ou não ser conhecidas, mas sobre as quais muitas vezes não se pode ter controle, tais como fatores ambientais, satisfação das pessoas, admissão de um novo operador, defeitos nos equipamentos, utilização de um novo tipo de matéria-prima, desgaste de ferramentas e a calibração inadequada de instrumento de medição, entre outras. Estas causas geram variações não aleatórias (padrões anormais dos dados) que afetam o processo de maneira imprevisível, de forma que nenhuma distribuição de probabilidade pode ser obtida.

Kume (1993) afirma que quando se considera o processo de fabricação sob o ponto de vista da variação de qualidade, pode-se entender o processo como um agregado das causas de variação. Ele defende que a explicação das mudanças nas características da qualidade dos produtos, originando produtos defeituosos ou não defeituosos, está exatamente nesta variabilidade.

Shewhart (1931) trouxe à tona algumas percepções inovadoras para a sua época, despertando alguns princípios essenciais para entender a variabilidade de um processo. Entre estes, destacam-se:

- a) Existe uma limitação para se fazer o que quer;
- b) Qualidade controlada não é qualidade constante;
- c) Sob controle quando a variabilidade é “constante” e com limites definidos;
- d) Em toda previsão existe o elemento probabilidade.

Ele percebeu que os processos possuíam sempre um elemento da aleatoriedade, que promoviam um mínimo de oscilação na variável resposta de um sistema de transformação.

Shewhart (1931) concebeu três importantes postulados, que alicerçam, nos dias de hoje, o Controle de Processos. São eles:

| |
|---|
| <p>1º Postulado: Os sistemas de causas aleatórias não são iguais, no sentido em que permitem prever o futuro com base no passado. Causas conhecidas permitem previsibilidade.</p> |
| <p>2º Postulado: Sistemas estáveis, de causas aleatórias, existem naturalmente. Existem causas desconhecidas em um sistema estável (causas comuns).</p> |
| <p>3º Postulado: Causas especiais de variação podem ser identificadas e eliminadas. Pontos fora dos limites indicam existência de causas especiais, mas a ausência desses pontos não elimina outras causas de variabilidade.</p> |

Quadro 1 Postulados de Shewhart

Fonte: Shewhart (1931).

Ainda, em relação às causas de variação de um processo, Shewhart

(1931) afirmou que as causas especiais são prejudiciais às previsões da variável resposta. E, em contrapartida, as causas comuns confirmam a aleatoriedade inerente a todo e qualquer processo, mesmo naqueles estáveis. Amostras obtidas de sistemas estáveis geram variações em razão de efeitos aleatórios do processo de amostragem.

A eliminação ou redução dessas causas de variação de um processo, comuns ou especiais, são obtidas pela utilização de duas das técnicas que compõem o CEQ.

O CEQ é composto por um conjunto de ferramentas estatísticas utilizadas em um sistema de produção, com o objetivo de gerar qualidade. Woodall e Montgomery (1999) o definem como um ramo da Estatística Industrial, focada em inspecionar, planejar os experimentos e estudar os processos. Ainda, para os autores, os principais itens que compõem o CEQ são:

- a) Análise de Confiabilidade;
- b) Inspeção por Amostragem;
- c) Metrologia;
- d) Controle Estatístico de Processos (CEP);
- e) Experimentação para a Qualidade.

Esta pesquisa se propõe a trabalhar o último deles, visto que se planeja trabalhar com o uso da Experimentação para a Qualidade como uma maneira de atribuir mais qualidade ao produto por meio da otimização dos seus processos produtivos. Será abordado, também, mas de forma sucinta, o Controle Estatístico de Processos (CEP).

De acordo com Montgomery (2004), o CEP é um conjunto de ferramentas de resolução de problemas, útil na obtenção da estabilidade do processo e na melhoria da capacidade pela redução da variabilidade. Esta técnica

se baseia na identificação e redução das causas especiais de variação de um processo, viabilizando medidas que garantam processos sob controle.

Em contrapartida ao CEP, a Experimentação para a Qualidade atua diretamente no processo, utilizando recursos estatísticos capazes de promover a melhoria de um processo com base na análise quantitativa das causas comuns de sua variação. Segundo Montgomery (2004), o experimento é um teste, ou uma série deles, no qual são feitas mudanças propositais nas variáveis de entrada de um processo, de modo a permitir a identificação e análise das mudanças correspondentes na variável resposta.

O planejamento experimental e o CEP representam duas ferramentas muito úteis na melhoria e otimização de um processo produtivo, estando intimamente correlacionados. De acordo com Montgomery (2004), se um processo está sob controle estatístico, mas sua capacidade está subaproveitada, o indicado é utilizar um experimento planejado.

| CEP | Experimentação |
|---|--|
| Método passivo | Método ativo |
| Pouco eficiente no caso de processos sob controle | Propõe melhorias em processos, mesmo sob controle |
| Ataca causas especiais de variação (identificáveis) | Minimiza causas comuns de variação (aleatoriedade) |
| Monitoramento e controle | Proposta de melhoria |

Quadro 2 Comparativo CEP x Experimentação

Como exposto no Quadro 02, segundo Montgomery (2009), o CEP é um método estatístico passivo: observa-se o processo, aguardando alguma informação útil. Mas, no caso de processos sob controle estatístico, a observação passiva tende a não gerar informação útil.

O planejamento experimental é um método estatístico mais ativo. Neste caso, realiza-se uma série de testes no processo, promovendo mudanças nas entradas e verificando as alterações correspondentes na saída. Essas informações obtidas, após análises estatísticas adequadas, permitem a inferência de conclusões capazes de promover a melhoria do processo.

Daí a necessidade de se tratar do Projeto e Análise de Experimentos em seguida à Gestão da Qualidade. A principal ferramenta capaz de garantir a melhoria contínua de processos e produtos é a Experimentação.

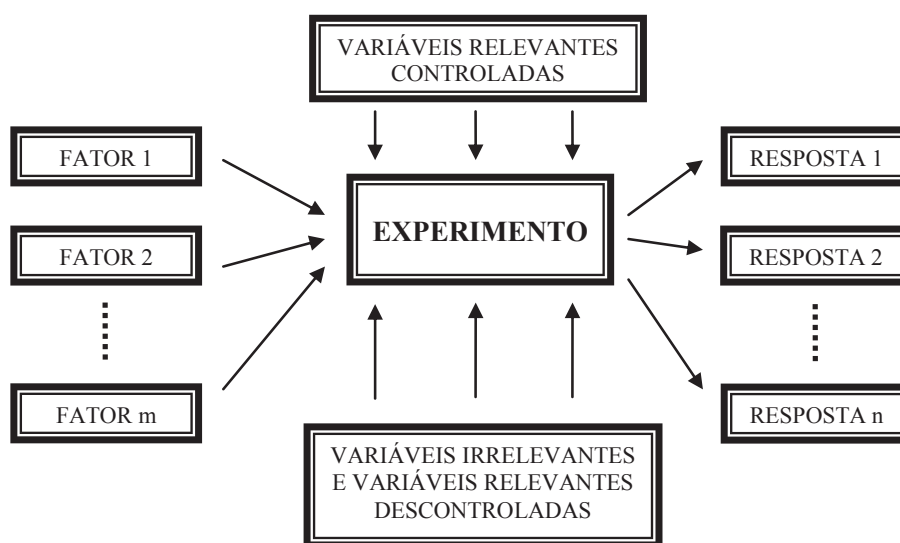


Figura 3 Sistemática de um experimento

Fonte: Ribeiro e Carten (2011).

Um esquema ilustrativo de um experimento, com as variáveis e os fatores envolvidos, bem como as interrelações entre eles, está representado na Figura 3.

Os métodos de planejamento experimental, também, podem ser essenciais no controle estatístico de um processo, visto que ele permite identificar as variáveis de entrada mais influentes em um processo. No caso de um processo fora de controle, para que saibamos quais alterações devem ser impostas para colocá-lo sob controle novamente, precisamos identificar quais variáveis causais mais influenciam no sistema.

O Planejamento de Experimentos é uma técnica utilizada para definir quais dados, em que quantidade e em que condições devem ser coletados, durante um determinado experimento, buscando, basicamente, satisfazer dois grandes objetivos: a maior precisão estatística possível na resposta e o menor custo.

É, portanto, uma técnica de extrema importância para a indústria, pois seu emprego permite resultados mais confiáveis, minimizando custo e tempo, parâmetros fundamentais em época de concorrência acirrada. Sua aplicação no desenvolvimento de novos produtos, também, é muito importante, onde uma maior qualidade dos resultados dos testes pode levar a um projeto com desempenho superior, seja em termos de suas características funcionais como também sua robustez.

2.2 Histórico da experimentação

O conceito atual de experimento como método de pesquisa científica é recente. A evolução do método experimental foi lenta e gradativa, até chegar aos dias atuais. Os marcos dessa evolução e as contribuições mais relevantes estão compilados a seguir. De acordo com Silva (2007), eles são de grande

importância para a completa compreensão de alguns termos utilizados na experimentação, do seu grande emprego, inicialmente, na área agrícola, além do entendimento do processo de migração do seu uso para outras áreas, em especial para a indústria.

A origem da pesquisa experimental é, freqüentemente, atribuída ao filósofo inglês Francis Bacon (1561-1626), no século 17. Entretanto, o método experimental originou-se há pelo menos 4 séculos antes de Cristo, quando Aristóteles (384-322 a.C.) fez diversas descobertas referentes ao mundo natural. Com base em experimentos, axiomas e argumentos filosóficos, ele concluiu, por exemplo, que a terra devia ser uma esfera.

Francis Bacon (1561-1626) sustentou que o ponto de partida de toda ciência deve ser fatos observados empiricamente e que toda teoria é confiável na medida em que seja derivada desses fatos. O matemático, astrônomo e físico florentino Galileu Galilei (1564-1642), também, é considerado um dos fundadores do método experimental, partilhando da mesma percepção: de que é indispensável à existência de fatos que fundamentem as inferências.

E essa necessidade ratifica, em um contexto industrial, por exemplo, a importância de dados consistentes e alinhados com o planejamento dos experimentos que, tratados e analisados por técnicas estatísticas adequadas, permitem inferências úteis e de validade inquestionável.

De acordo com Silva, o desenvolvimento da experimentação agrícola teve início em fins do século XVIII, na época do desenvolvimento agrícola, impulsionado pela revolução industrial e pela necessidade de alimentar uma população urbana em rápido crescimento. A química estava iniciando a ser estabelecida em sua forma moderna e já era reconhecida sua importância para a compreensão da nutrição e do crescimento de plantas.

A origem da ciência moderna e da genética aplicada à agricultura é creditada aos trabalhos experimentais de cruzamentos com ervilha

desenvolvidos pelo monge austríaco Johann Gregor Mendel (1822-1884). Ainda hoje conhecida, a "teoria mendeliana da herança" foi apresentada em seu artigo "*Experiments with plant hybrids*", publicado em 1866. Entretanto, o trabalho de Mendel permaneceu desconhecido até o início do século 20, quando se iniciou o extraordinário desenvolvimento da genética. Ao mesmo tempo, outros cientistas estavam conduzindo experimentos e desenvolvendo teorias referentes ao cruzamento de plantas. Assim, por exemplo, o importante cientista inglês Robert Charles Darwin (1809-1892) publicou, em 1876, o artigo "*The effects of cross and self fertilization in the vegetable kingdom*", em que se divulgaram os resultados de experimentos sobre autofertilização e fertilização cruzada em plantas, realizados em uma pequena casa de vegetação.

Na Inglaterra, John Bennet Lawes (1814-1900) instalou um laboratório em Rothamsted, onde iniciou experimentos com fertilizantes de superfosfato derivado de ossos e de fosfatos minerais. Em 1842, depois de prolongada experimentação dos efeitos de adubos sobre plantas em vasos e em campo, ele obteve patente para seu processo de produção de superfosfato baseado no tratamento de rochas fosfatadas com ácido sulfúrico, e iniciou a primeira indústria de fertilizantes artificiais.

Em 1843, Lawes associou-se ao químico inglês Joseph Henry Gilbert (1817-1901). Em 1843, Lawes e Gilbert fundaram, em Rothamsted, a primeira estação experimental agrícola organizada do mundo. Até 1900, durante mais de meio século, esses dois cientistas trabalharam juntos em nutrição de plantas e de animais, tornando o trabalho de Rothamsted renomado em todo o mundo. Pela importância desse trabalho, Lawes e Gilbert têm sido referidos como os pais da pesquisa experimental na agricultura.

Muitos dos experimentos deles continuam em andamento em Rothamsted, por interesse histórico e pelas valiosas informações que têm provido com referência a alterações químicas e biológicas de solos submetidos à

adubação química por tempo prolongado. Naturalmente, os delineamentos utilizados nesses experimentos não seriam aceitos hoje, pois suas parcelas são demasiadamente longas e eles não garantem o atendimento aos princípios fundamentais do delineamento experimental, ou seja, casualização, repetição e controle local. Além disso, embora os tratamentos revelem traços de uma estrutura fatorial, os níveis e as combinações de níveis são muito irregulares. Mesmo com algumas imperfeições, esses experimentos foram valiosos pontos de partida para o desenvolvimento da pesquisa experimental.

Além de importância científica, os trabalhos experimentais de Rothamsted, também, são relevantes por sua influência no desenvolvimento da metodologia experimental moderna. Entretanto, esses não foram os únicos trabalhos de experimentação agrícola daquele período. Muitas outras contribuições importantes para a experimentação agrícola surgiram na Europa e nos Estados Unidos. Trabalhos experimentais, particularmente, relevantes foram desenvolvidos na Estação Experimental de Agricultura de Connecticut, fundada em 1875.

Em torno de 1900, foram criados departamentos de agricultura em diversas universidades e colégios e foram fundadas novas instituições de pesquisa agrícola, principalmente, na Inglaterra e nos Estados Unidos. Neste período, na Estação Experimental de Rothamsted, foi onde primeiro se reconheceu que devem ser associadas medidas das grandezas dos erros a dados de experimentos em agricultura.

Em 1919, Ronald Aylmer Fisher (1890-1962), um jovem matemático de Cambridge, foi contratado para Rothamsted. Ele chegou com o desafio de examinar os dados de quase 70 anos de existência desta estação e obter informações que, ainda, não haviam sido conseguidas.

As expectativas foram mais que superadas. No período de 1919 a 1933, Fisher (1971) desenvolveu a teoria e os métodos, na medida em que foi

necessitando. Ele observou, logo, que podiam ser planejados experimentos melhores do que aqueles já realizados e iniciou o desenvolvimento do ramo da estatística relacionado com o planejamento e a análise de experimentos.

Fisher (1971) lançou os fundamentos modernos da pesquisa experimental, as bases da inferência estatística e delineou muitos métodos originais para os vários problemas encontrados em Rothamsted e em outras instituições de pesquisa. Introduziu diversas técnicas de análise de dados, como a análise da variância, que passou a ser amplamente utilizada na análise estatística de dados de experimentos e a técnica de polinômios ortogonais para o uso de características ambientais. Seu primeiro livro, "*Statistical methods for research workers*", um texto essencialmente prático, publicado em 1925, difundiu os novos métodos e os tornaram disponíveis para pesquisadores em agricultura e biologia.

No ambiente desenvolvido em Rothamsted, Fisher conseguiu a aplicação prática de sua teoria da inferência estatística e alcançou conclusões relevantes para a pesquisa científica. Uma dessas conclusões é que a quantidade de informação gerada pelas inferências de uma pesquisa não pode ser maior do que a contida nos dados.

Consequentemente, o processo de geração dos dados e, particularmente, o planejamento da pesquisa, passaram a assumir importância fundamental. E este último item ratifica a necessidade de se planejar um experimento de forma cuidadosa e alinhada com o método estatístico a ser utilizado. Como veremos em exemplos aplicados na indústria, a obtenção dos dados amostrais deve estar sintonizada com o planejamento previsto para que possa fundamentar os cálculos de forma consistente.

Ao fim dos 14 anos de trabalho na pesquisa agrícola, as ideias de Fisher já eram reconhecidas e sua metodologia moderna do planejamento e análise de experimentos estava em pleno uso. Ele enfatizou o papel fundamental da

repetição como uma base para a estimação do erro e por consequência para a avaliação da evidência em favor da realidade dos efeitos. Lançou a noção inovadora da casualização e elaborou várias formas de delineamentos casualizados, particularmente o delineamento em blocos casualizados, que se tornou de uso comum em experimentos agrícolas de campo. Esse tipo de delineamento será abordado, posteriormente, e é de grande utilidade na experimentação industrial

Fisher, também, salientou a importância de experimentos fatoriais, argumentando que a natureza prefere responder questões propostas conjuntamente em vez de questões isoladas. Há quase um século, Fisher já evidenciava a vantagem de se analisar mais de um fator simultaneamente, no lugar de apenas um fator por vez.

As principais características da abordagem introduzida por Fisher foram:

- a) requerimento de que o próprio experimento forneça uma estimativa da variabilidade atribuível a características estranhas a que estão sujeitas as respostas aos tratamentos;
- b) uso da repetição para prover essa estimativa da variabilidade e da casualização para lograr sua validade;
- c) uso do controle local com o propósito de controlar e reduzir essa fonte de variação estranha;
- d) princípio de que a análise estatística dos resultados é determinada pelo modo como o experimento é conduzido; e
- e) conceito de experimento fatorial, ou seja, da pesquisa dos efeitos de duas ou mais características explanatórias em um único experimento, em vez da dedicação de um experimento separado para cada uma dessas características.

O trabalho de Fisher, em Rothamsted, teve uma extraordinária influência no desenvolvimento da metodologia da pesquisa experimental e da estatística em todo o mundo. Frank Yates (1902-1994) juntou-se à equipe de Fisher em 1931 e o sucedeu em 1933. Yates continuou a construir as idéias de Fisher, notadamente no desenvolvimento de esquemas fatoriais com confundimento e de delineamentos em blocos incompletos e reticulados, que se tornaram especialmente valiosos em experimentos de melhoramento genético de plantas e em situações em que o tamanho do bloco é necessariamente limitado.

Muitas outras contribuições relevantes para a experimentação agrícola foram originadas da escola de Fisher, em Rothamsted, na década de 30, principalmente por Frank Yates, John Wishart (1898-1956) e William Cochran (1909-1980). A variação ambiental foi reconhecida como um problema importante em experimentos agrícolas de campo de ampla abrangência espacial e temporal. O desenvolvimento de métodos estatísticos para o planejamento e a análise de tais experimentos foi iniciado na década de 30 por Yates e Cochran.

A metodologia moderna da pesquisa experimental, desenvolvida com base nos fundamentos e ideias lançados por Fisher, para a pesquisa agrícola, teve muitos contribuintes em diversos países e passou a aplicar-se aos demais ramos da ciência e da tecnologia, tais como biologia, medicina, engenharia, indústria e ciências sociais. De acordo com Silva (2007), os desenvolvimentos científicos e tecnológicos nas diversas áreas demandaram, por sua vez, novas metodologias particulares que, também, tornaram-se, em geral, aplicáveis às demais áreas.

Aqui no Brasil, a pesquisa agropecuária, grande catalisador do desenvolvimento das técnicas experimentais, apresentou dois importantes marcos históricos. Segundo Rodrigues (1987), o primeiro deles foi a criação do Jardim Botânico do Rio de Janeiro, em junho de 1808, por iniciativa de D. João VI. Além de uma alternativa de lazer que permanece até hoje, ele desenvolveu

um trabalho reconhecidamente fundamental para o avanço dos conhecimentos agronômicos.

Ainda, de acordo com Rodrigues (1987), o segundo e mais importante marco histórico, foi a criação do Instituto Imperial Fluminense de Agricultura (IIFA), em 1860. O IIFA foi responsável pelos primeiros trabalhos científicos da agropecuária brasileira. Também, no século XIX, registros indicam a realização de ensaios com aveia e trigo, importantes componentes na preparação de feno de qualidade superior.

Em 1869, a Revista Agrícola do IIFA teve seu primeiro número publicado, dando início à formalização da produção científica brasileira no setor agropecuário. E, ainda, neste século, além do IIFA, foram criados outros quatro institutos agrícolas, em Sergipe, Pernambuco, Rio Grande do Sul, Bahia, além da Estação Agronômica de Campinas.

O baiano deu origem à Escola de Agronomia da Universidade Federal da Bahia. E a Estação de Campinas passou para a esfera estadual e representou o embrião técnico da ESALQ, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, unidade da Universidade de São Paulo (USP), sendo este último o depositário da maior tradição de pesquisas agropecuárias do nosso país desde que iniciou suas atividades em 1901 (RODRIGUES, 1987).

Em associação com a ESALQ, a Universidade Federal de Lavras, instituição batizada, inicialmente, de Escola Agrícola de Lavras (EAL) em 1908 e, posteriormente, renomeada Escola Superior de Agricultura de Lavras (ESAL), sempre desempenhou importante papel no âmbito do desenvolvimento das Ciências Agrárias no Brasil. E a pesquisa científica nessa área sempre representou, também, aqui no Brasil, o grande alicerce do desenvolvimento das técnicas de projeto e análise de experimentos, fundamental ao setor agrário.

Outro fato histórico marcante foi a criação da Embrapa, Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, em 1972. Sua missão, desde sua criação,

foi viabilizar soluções de pesquisa, desenvolvimento e inovação para a sustentabilidade da agricultura, em benefício da sociedade brasileira.

De forma inequívoca, as pesquisas neste setor, além de fundamentar a consolidação da experimentação como uma técnica de grande utilidade, vem se mostrando essencial no desenvolvimento deste que é o setor econômico que mais cresce no Brasil: enquanto a economia nacional cresceu 2,3% em 2013, o setor agropecuário cresceu 7%, contra apenas 1,3% da indústria e 2% dos serviços.

E todo esse resgate histórico não apenas promove um melhor entendimento da realidade existente, como evidencia a possibilidade de realização de planejamentos experimentais mesmo diante da ausência de condições consideradas ideais. A difícil realidade vivida pelos idealizadores dos primeiros experimentos, no século 19, por exemplo, e, em seguida, no século passado, não foram obstáculos suficientes para inviabilizar tal realização. Isto sugere que, mesmo sem condições perfeitas para a realização de experimentos, indústrias de pequeno e médio porte podem utilizar técnicas de experimentação e obter conclusões importantes, com o objetivo de melhorar processos existentes ou de antever boas condições operacionais para novos processos a serem implementados.

Como consequência da origem da pesquisa experimental na agricultura, muito da terminologia, ainda, hoje utilizada compreende termos próprios da pesquisa agrícola. Assim, por exemplo, as designações "tratamento", "parcela" e "bloco" perderam suas conotações particulares da agricultura e são amplamente usadas na pesquisa experimental nas mais diversas áreas da ciência, inclusive, na indústria.

E a indústria, setor essencial ao desenvolvimento econômico do Brasil, responsável, segundo dados do IBGE, por mais de um quarto do PIB em 2012, não pode deixar de utilizar essa importante ferramenta na melhoria de processos

e produtos. O entendimento de como a indústria introduziu o projeto e a análise de experimentos é essencial para as conclusões desejadas ao final deste trabalho de pesquisa.

Antony et al. (2000) citam o projeto e análise de experimentos como uma das técnicas estatísticas mais avançadas para melhoria da qualidade. A técnica é de fundamental importância para diminuição da dispersão dos processos, conforme descrevem Ingle e Roe (2001). Além disso, está presente como ferramenta em normas internacionais de qualidade, como a QS-9000 (INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARTIZATION, 1998), que desde o século passado exige a utilização de técnicas de experimentação para o reconhecimento de determinadas certificações.

2.3 Experimentação na Indústria – Histórico e Particularidades

Após aplicações iniciais em ciências biológicas e agricultura, começou-se a perceber a possibilidade de utilização do Planejamento e Análise de Experimentos em outras áreas. Alguns registros, datados da década de 30, já testemunhavam a utilização de experimentos nas indústrias britânicas têxtil e lanífera. Estas são consideradas as primeiras aplicações de delineamentos experimentais na indústria.

Apesar desses primeiros passos na área industrial, segundo Gomes (1982), a experimentação nessa área ocorreu, de forma mais consistente, após a II Guerra Mundial. Na década de 40, iniciaram-se as aplicações na indústria química, e outros processos industriais começaram a ser analisados por meio de experimentos nos Estados Unidos e no oeste europeu.

O estatístico inglês George Box (1919-2013) foi um dos grandes responsáveis pelo desenvolvimento da experimentação na indústria. No pós-guerra, entre 1948 e 1956, ele trabalhou na *Imperial Chemical Industries*, na

Inglaterra, onde desenvolveu procedimentos para projetar e analisar experimentos industriais.

Inicialmente, seu trabalho foi aplicado na determinação de condições ótimas em processos químicos, e essa teoria inicial pôde ser estendida a situações em que a experimentação é sequencial e os erros envolvidos são de pequena magnitude. O interesse inicial era de ajustar uma superfície de resposta descrita, aproximadamente, por um polinômio do 2º grau (MEMÓRIA, 2004).

De acordo com o mesmo autor, na segunda metade do século passado, a competição entre as indústrias gerou um campo fértil para o desenvolvimento de delineamentos experimentais nesta área, com ênfase na área de engenharia, controle estatístico de processos e campos afins.

Nos processos de fabricação das indústrias existem vários fatores e níveis de regulagens que influenciam as características de qualidade dos produtos. É um problema comum encontrado pelas empresas, ao realizar experimentos, é a necessidade de estudar, simultaneamente, o efeito desses fatores com diferentes níveis de regulagens. Neste caso, observa-se que o número requerido de testes para a experimentação tende a crescer à medida que a quantidade de fatores aumenta. Isso pode tornar os experimentos industriais inviáveis nas fábricas, porque os custos e o tempo de execução são elevados, demandando algum método que reduza o número de rodadas do experimento.

Ao mesmo tempo, experimentos industriais são realizados pelas empresas, principalmente, para se resolver os problemas críticos do produto ou processos de fabricação. Kaye e Frangou (1998), Coleman e Montgomery (1993), Montgomery (1991) e Steinberg e Hunter (1984) sugerem que as soluções dos problemas, apresentados nas indústrias, podem ser alcançadas com mais facilidade quando os experimentos são planejados e as respostas analisadas com métodos ou técnicas estatísticas adequadas.

Assim como em outras áreas produtivas, os experimentos industriais podem ser utilizados tanto no planejamento de novos processos, como na melhoria de outros já existentes (MONTGOMERY, 2009). No primeiro caso, os experimentos são realizados em laboratórios, por meio de simulações, permitindo uma maior flexibilidade tanto nas mudanças necessárias das variáveis de entrada, como na alocação dos tratamentos nas unidades experimentais. No caso de processos já existentes e em operação, as dificuldades aparecem de forma abundante, podendo mesmo inviabilizar a realização de análises estatísticas consistentes e conclusivas, caso não exista a possibilidade de mudança nos níveis dos fatores em estudo.

Dentro da indústria, principalmente no desenvolvimento de um novo produto, muitas vezes, é necessário obter informações empiricamente. Neste momento, o trabalho das pessoas envolvidas com o problema é o mesmo de pesquisadores ou cientistas que precisam projetar experimentos, coletar dados e analisá-los. Experimentos são empregados para resolver problemas de fabricação, decidir entre diferentes processos de manufatura, diferentes conceitos de produto, entender a influência de determinados fatores. Além disso, esta tarefa torna-se cada vez mais importante na medida em que se intensifica a base tecnológica dos produtos e as exigências de clientes, aumentando a necessidade de emprego de experimentos durante todas as etapas do ciclo de vida de um produto.

Nesse sentido, Barker (1985) ressalta que, ao realizar as atividades dos experimentos industriais de forma planejada, as informações obtidas dos produtos ou dos processos de fabricação tornam-se mais confiáveis e, com isso, ações de melhoria mais eficientes podem ser tomadas pelos funcionários das empresas.

Para que um planejamento experimental seja elaborado de forma apropriada para a indústria, é necessário que suas características específicas

sejam consideradas. Segundo Galdamez e Carpinetti (2004), os processos industriais, normalmente, são menos flexíveis às mudanças necessárias à realização de experimentos, podendo, em alguns casos, inviabilizá-los.

Até mesmo a realização das repetições, por exemplo, necessária para estimar o erro experimental, pode não ser exequível em função do alto custo ou de alguma restrição operacional. A solução para esse problema pode ser a utilização de um experimento fatorial não repetido, que será abordado oportunamente nesta pesquisa.

Além disso, realizar as mudanças propositais nas variáveis de entrada de um processo industrial, necessárias em qualquer experimento, pode ser difícil. A complexidade de alguns processos industriais, que, muitas vezes, representam um entrelaçado de subprocessos, pode tornar impossíveis as mudanças, exclusivamente, das variáveis de interesse. Neste caso, a sugestão é utilizar parcelas subdivididas. Jones e Nachtsheim (2009) tratam desse método de experimentação e ressaltam que muitos experimentos em parcelas subdivididas são analisados de forma errônea ao desprezarem suas particularidades.

Outra dificuldade existente, no momento de se realizar um experimento na indústria, é garantir a manutenção de determinadas características do processo, como temperatura, operador das máquinas, fornecedor de matéria-prima. Para minimizar estas variações, deve-se utilizar o princípio do controle local, subdividindo-se os tratamentos em blocos menos heterogêneos. Neste caso, utiliza-se o delineamento em blocos casualizados (DBC), que reduz o erro experimental e contribui para um experimento mais eficiente (BOX; HUNTER; HUNTER, 2005).

A importância e uso da experimentação na indústria vem sendo acompanhada pelo crescimento, embora aquém da demanda, de produções científicas nessa área. Podem-se citar diversos artigos, como o de Câmara (1998), voltado para a área química, Antony et al. (2000), com ênfase na

melhoria da capacidade de processos, Albin (2001), na indústria eletrônica, Goodman e Wyld (2010), na indústria mecânica, Galdámez (2002), na área fabril de plásticos, Giddings, Bailey e Moore (2009), com resolução de problemas de logística pela utilização da Metodologia de Superfície de Resposta, Almeida Neto e Guimarães (2010), Gunaraj e Murugan (2009) e Ribeiro (2002), estes três últimos voltados para a área de soldagem. Muitas indústrias vêm se utilizando desta técnica na resolução de seus problemas desde a década passada, conforme destacam Konda et al. (1999), pois é possível um maior conhecimento do processo, bem como posteriores melhorias em dispersões.

2.4 Experimentação Online e EVOP

A realização de um experimento pode demandar, em alguns casos, uma interrupção do processo produtivo para efetivar as mudanças necessárias nas variáveis de entrada. Mas essa hipótese é, normalmente, impensável quando dissociada de algum outro interesse em descontinuar a produção, como uma parada planejada para manutenção dos equipamentos utilizados no processo, por exemplo.

Uma solução para este problema é planejar um experimento *online*, promovendo as mudanças previstas nas variáveis de entrada, sem interromper o processo. Os níveis dos fatores devem ser alterados, as medições das variáveis de saída realizadas, mas o produto gerado continua tendo como destino o consumidor final. Este recurso nem sempre é possível, pois a não interrupção do processo implica em uma série de restrições quando da necessidade de mudanças nas variáveis de entrada.

Sudarsanam e Frey (2011) destacam a importância que o experimentador deve distinguir claramente um experimento de um estudo

observacional. De uma maneira simples, um experimento é um ato deliberado que promove mudanças visando à obtenção de determinados resultados e à análise deles, quando um estudo observacional consiste apenas na análise descritiva de dados disponíveis.

Há mais de 50 anos, Box (1957) verificou a possibilidade de realizar experimentos *online*, criando o EVOP (*Evolutionary Operation Process*). Segundo ele, a filosofia básica da EVOP, ou apenas Processo Evolutivo, é que se deve operar um processo industrial atento à informação disponível ou que pode ser gerada, para descobrir como aprimorá-lo, e tendo como consequência a melhoria do produto. Este é um método de gestão que analisa um processo de forma cíclica, avaliando, estatisticamente, as mudanças implementadas, retroalimentando o sistema com novos ajustes.

Ainda, segundo Box (1957), utilizando conceitos estatísticos simples, a experimentação é realizada durante a produção normal pelos próprios operadores da planta. As variáveis de entrada são alteradas, segundo as orientações de um grupo de engenheiros ligados à produção, mas com conhecimentos estatísticos para delinear o experimento. E a repercussão dessas mudanças nas variáveis respostas deve ser analisada e utilizada para otimizar o processo a cada fase consecutiva. A sequência cíclica do EVOP pode ser observada na Figura 4.

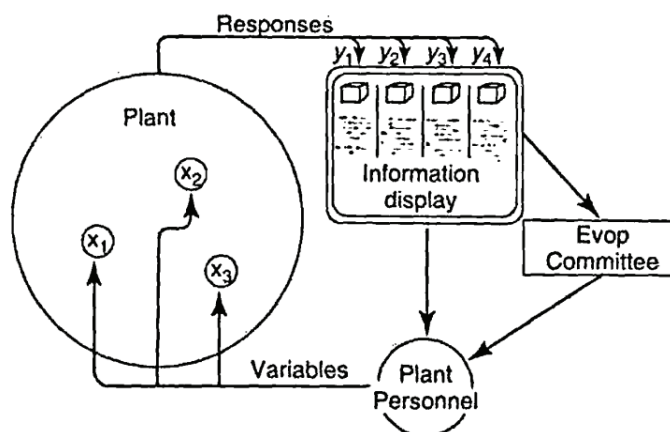


Figura 4 Processo de operação evolucionária

Fonte: Box (1957).

A EVOP é, portanto, uma ferramenta de gestão que faz uso da experimentação *online*, mas o utiliza em ciclos sucessivos, em um formato muito específico. As informações extraídas de cada ciclo são usadas nos ciclos consecutivos, permitindo evoluções no processo em análise. Segundo Montgomery (2009), a “EVOP é uma aplicação *online* de experimentos planejados” e consiste, no caso de variáveis quantitativas, na introdução sistemática de pequenas mudanças nos níveis das variáveis operacionais de um processo.

O EVOP, segundo Almeida e Quinino (2008), é de grande utilidade para a implementação de políticas de melhoria contínua no setor industrial, e, em particular, em indústrias de processos químicos contínuos. Pode-se destacar a possibilidade de sua realização diretamente por operadores de sala de controle e de campo, nas fábricas, sem a necessidade de alterar a rotina de produção e sem riscos à segurança operacional, tampouco aos aspectos econômicos. Deste modo, é possível, com base neste método, de execução relativamente simples, porém

eficiente, obter-se ganhos produtivos, com pequenas mudanças nas condições operacionais.

A realização de uma experimentação *online*, em linhas gerais, demanda um procedimento operacional semelhante, mas não há, necessariamente, uma sistemática pré-estabelecida para analisar os ciclos de forma consecutiva. Os dados já podem ser analisados, após algumas repetições para cada tratamento, desde que os princípios básicos da experimentação – repetição, casualização e controle local - sejam atendidos, ou testes realizados com os resultados observados garantam a realização da análise de variância.

De acordo com Mason, Gunst e Hess (2003), alguns dos principais benefícios relacionados com procedimentos de melhoria de qualidade, realizados *offline*, podem ser aplicados em processos mesmo durante sua operação. Para os autores, EVOP é um híbrido entre técnicas de melhoria de qualidade *online* e *offline*, evidenciando as similaridades entre as duas situações e afirmando que a experimentação *online* pode ser feita com os mesmos fundamentos que caracterizam a *offline*.

Os autores trazem, ainda, que, teoricamente, pode-se aplicar a EVOP a inúmeras variáveis do processo, mas que, na prática, consideram-se no máximo duas ou três variáveis de cada vez. Essa visão, que é corroborada por Montgomery (2004), pode ser extrapolada para eventos isolados de experimentação *online*, quando, também, deve-se evitar uma quantidade grande de variáveis. Além disso, pequenas variações devem ser feitas nessas variáveis independentes, a fim de não comprometer a variável resposta, já que neste tipo de experimentação o produto final do experimento deve ter o mesmo destino de toda a produção: o cliente.

Qualquer experimentação *online* deve atender aos princípios estatísticos de projeto, e etapas da experimentação, mas certos riscos são inerentes em decorrência da exploração de uma região experimental limitada e da utilização

de um número reduzido de fatores. Pela realização de uma experimentação fatorial *online*, por exemplo, segundo Oliveira e Muniz (2007), apresentam-se algumas características peculiares. A principal delas é a dificuldade de obtenção de dados confiáveis e consistentes, visto que o experimento não é realizado nos moldes de um planejamento *offline*, quando ele é configurado, com mais liberdade, para garantir a validade da análise dos dados. No caso *online*, utilizam-se as informações, com o processo em andamento, obtidas de pequenas variações das variáveis de entrada. É fundamental a percepção de que o produto gerado durante o experimento deve continuar dentro das especificações previstas e terá como destino final o cliente. E a conciliação desta necessidade, com o atendimento aos princípios básicos da experimentação, é o grande desafio desse tipo de experimentação.

A realização de uma experimentação *online* pressupõe alguma dose de liberdade no momento de delinear o experimento. Para isso, é importante que a empresa que planeja realizá-lo esteja preparada, e disposta, para os ajustes necessários. Essas mudanças incluem possível redução na produção em consequência das configurações que podem ser necessárias para o teste de determinados tratamentos. Apesar disso, essa possível redução na produção tende a ser muito inferior ao investimento, normalmente, feito para se realizar um experimento *offline*. Neste caso, o uso de uma planta piloto, um simulador, ou mesmo testes em laboratório demandam, geralmente, investimentos muito maiores.

Além disso, um experimento adequadamente delineado e realizado, seguido de uma análise apropriada dos dados, pode e deve trazer informações de extrema utilidade. Essas informações permitem ajustes nas condições do processo, capazes de melhorar a produção, em termos qualitativos e quantitativos, com grande chance de trazer receita suficiente para superar os

possíveis prejuízos causados pelo comprometimento das mudanças *online*. Algumas destas especificidades estão esquematizadas no Quadro 3.

| Experimentação <i>on line</i> | Experimentação <i>off line</i> |
|---|--|
| Realizada em operação | Realizada fora da operação |
| Representa a situação real | Representa uma simulação |
| Ocorre na área produtiva da fábrica | Ocorre em plantas piloto ou laboratórios |
| Região experimental limitada | Liberdade para região experimental |
| Dificuldade em garantir os princípios básicos | Maior facilidade em garantir os princípios básicos |
| Pequena diferença nos níveis dos fatores | Níveis dos fatores podem ter grandes variações |

Quadro 3 Comparativo entre as experimentações *on line* X *off line*

A ausência de um conceito formal acerca do que representa uma experimentação *online*, em toda a bibliografia pesquisada e referenciada neste trabalho, incita este ensaio: Um experimento *online* seria um teste, dentro do sistema produtivo, no qual são analisadas as configurações resultantes de alterações provocadas nas variáveis de entrada de um processo, de modo a observar e identificar mudanças correspondentes na variável resposta, com o propósito de descobrir possíveis melhorias no processo ou no produto, sem comprometer a produção para o consumo.

2.5 Experimentação: princípios e características

Retomando a experimentação de uma maneira mais ampla, existem muitas formas diferentes de se realizar um experimento. A depender das possibilidades de obtenção dos dados e dos objetivos almejados, define-se o delineamento e o método mais adequados.

Um delineamento experimental é a forma como os tratamentos ou níveis de um fator serão designados às unidades experimentais ou parcelas. Por isso, definir como o experimento será instalado e conduzi-lo, adequadamente, é de fundamental importância. Pequenas modificações na execução podem acarretar grandes mudanças na forma da análise estatística dos dados. Não raro, ocorrem situações em que as hipóteses formuladas, *a priori*, não podem ser testadas, ou ainda, é impossível de se realizar uma análise estatística consistente. Por isso, o planejamento experimental é de extrema importância. Sudarsanam e Frey (2011) destacam a importância da interação entre a teoria e a prática no desenvolvimento de técnicas estatísticas consistentes.

E como o dinamismo vivido no dia a dia de uma indústria, normalmente, restringe as interferências na produção, é imprescindível que haja flexibilidade para que adaptações possam ser realizadas sem comprometer o que havia sido planejado. A experiência vivenciada, em uma indústria metalúrgica na Grande Salvador, ao longo desta pesquisa, associada a minha formação em engenharia mecânica, com quase cinco anos de atuação profissional, ratificam essa realidade, quando planejamentos precisam ser ajustados a fim de minimizar perdas.

As determinações de quais e quantos tratamentos serão necessários, além de seus níveis, devem ser definidos ao se planejar os experimentos. E, estreitamente atrelado a esse projeto, deve estar a escolha do delineamento,

como citado, de tal forma que a variação ao acaso seja reduzida o máximo possível.

De acordo com Hinkelmann e Kempthorne (2008), antes de realizar um experimento, é fundamental compreender e estar atento ao planejamento de três componentes:

- a) o processo de determinação das amostras;
- b) o controle dos erros experimentais;
- c) os tratamentos.

Para Montgomery (2009), objetiva-se em todo experimento planejado em uma indústria definir um modelo quantitativo para melhorar o desempenho dos produtos e dos processos de fabricação existentes ou a serem implementados. E após, definir esse modelo pelo qual se deva determinar:

- a) quais variáveis são mais influentes na variável resposta;
- b) o valor a ser atribuído às variáveis de entrada influentes de forma que a variável de saída esteja próxima da exigência nominal;
- c) o valor a ser atribuído às variáveis de entrada influentes de modo que a variabilidade da variável de saída seja pequena;
- d) o valor a ser atribuído às variáveis de entrada influentes de maneira que os efeitos das variáveis não-controláveis sejam minimizados.

Os experimentos planejados representam uma ferramenta de grande potencial para a melhoria de um processo. Mas, para que haja êxito, é preciso que todos os envolvidos no experimento tenham uma ideia clara do seu objetivo, de quais fatores devem ser estudados, de como o experimento deve ser conduzido e, pelo menos, uma compreensão qualitativa de como os dados serão

analisados. Técnicas estatísticas são inúteis quando não são combinadas de forma adequada com experiência e conhecimento sobre o problema em questão (BOX; HUNTER; HUNTER, 2005).

Ratificando essa ideia, deve-se ficar claro que esta ferramenta não substitui o conhecimento técnico do especialista da empresa sobre o assunto e nem mesmo trata-se de um passo a passo de como realizar um planejamento e obter sucesso. O domínio do problema é de fundamental importância. O conhecimento do especialista sobre o problema, conjugado com a técnica (ou mesmo de especialistas em planejamentos de experimentos), é que irá permitir bons planejamentos de experimentos, ou seja, planejamentos mais rápidos, de baixo custo e que possibilitem aos seus idealizadores encontrar, baseado em inferência estatística, a resposta a seus problemas.

A utilização dessa técnica na indústria requer uma equipe que conheça muito bem o processo que se deseja otimizar ou implementar, associada com algum profissional que domine, minimamente, a área de experimentação. Para estimular o uso desta técnica, é necessário encontrar uma associação entre conceitos estatísticos e conhecimentos em áreas técnicas. Pelo crescimento no número de artigos científicos, com aplicações reais de projetos de experimentos nos últimos anos, sugere-se uma maior e mais freqüente utilização (ILZARBE et al., 2008).

Apesar dessa necessidade, o que se percebe na prática é a ausência ou deficiência dessa associação. Os engenheiros, que conhecem bem os sistemas produtivos, que vivenciam as indústrias, normalmente não dominam a Estatística Experimental de forma satisfatória. E os profissionais conhecedores das técnicas de experimentação possuem pouca, ou nenhuma, vivência no dia a dia das indústrias, tendo dificuldade em perceber as particularidades implícitas em um processo industrial.

O delineamento do experimento, de forma a torná-lo exequível, deve compreender as especificações:

- a) das variáveis respostas,
- b) da estrutura das condições experimentais,
- c) da estrutura das unidades, e
- d) da relação entre a estrutura das condições experimentais e a estrutura das unidades.

A estrutura das condições experimentais deve ser estabelecida em consonância com os objetivos do experimento, enquanto a estrutura das unidades é elaborada segundo as possibilidades de material experimental.

Nessas circunstâncias, essas duas estruturas são altamente interdependentes. Uma estratégia racional, para a geração do delineamento experimental, compreende a seguinte sequência de passos:

- a) Elaborar a estrutura das condições experimentais tendo em conta as restrições de material experimental;
- b) Considerar as estruturas de unidades alternativas para essa estrutura de condições experimentais;
- c) Escolher, entre essas estruturas de unidades alternativas, aquela que, associada à estrutura das condições experimentais, permita inferências mais eficientes referentes aos efeitos dos fatores experimentais relevantes para os objetivos do experimento;
- d) Caso não seja encontrada uma estrutura de unidades satisfatória, reconsiderar a sequência dos passos anteriores.

E as restrições mencionadas do material experimental são de fundamental importância, em especial na realidade restritiva das indústrias. Para que o experimento delineado seja realizado, de acordo com o que foi projetado, é necessário que as mudanças previstas na fase do planejamento tenham sido viabilizadas e de fato ocorram a contento durante a realização do experimento.

Esta negociação prévia é de extrema importância e evidencia uma usual divergência entre os setores de produção e o de manutenção de uma indústria. O primeiro interessado em manter a planta em operação o máximo de tempo possível, e o outro precisando interromper a produção para realizar a manutenção dos equipamentos. As mudanças, ou interrupções previstas, e normalmente necessárias, sofrerão grande resistência por parte do pessoal de operação. Por isso o experimento precisa ter sido discutido em todos os âmbitos da indústria, ratificando seus benefícios.

Diante disso, confirmamos que os objetivos e as possibilidades, ao se planejar um experimento, devem estar muito claros. Em termos de operacionalização, é importante que se defina uma sequência econômica e eficiente, tornando viável a realização do que foi planejado. Além disso, a forma de obtenção dos dados deve permitir uma avaliação estatística dos resultados que assegure respaldo científico e maximize as informações obtidas.

Montgomery (2004) faz algumas recomendações sobre o uso de métodos estatísticos para o planejamento experimental realizado na indústria, mas que pode ser generalizado para outras áreas:

- a) o conhecimento técnico específico, não estatístico sobre o problema deve ser bastante valorizado;
- b) o delineamento experimental deve ser o mais simples possível;

- c) reconhecer a diferença entre o que é significativo, estatisticamente, e o que é de maior importância na prática, seja industrial ou de pesquisa e,
- d) reconhecer que a experimentação é um processo iterativo.

Ao se realizar um experimento, independente de em qual contexto, alguns princípios devem ser atendidos. Os princípios básicos são repetição, casualização e controle local, cada um com uma função muito clara em relação ao erro experimental gerado na análise de variância. Estas funções estão explicitadas na Figura 5.

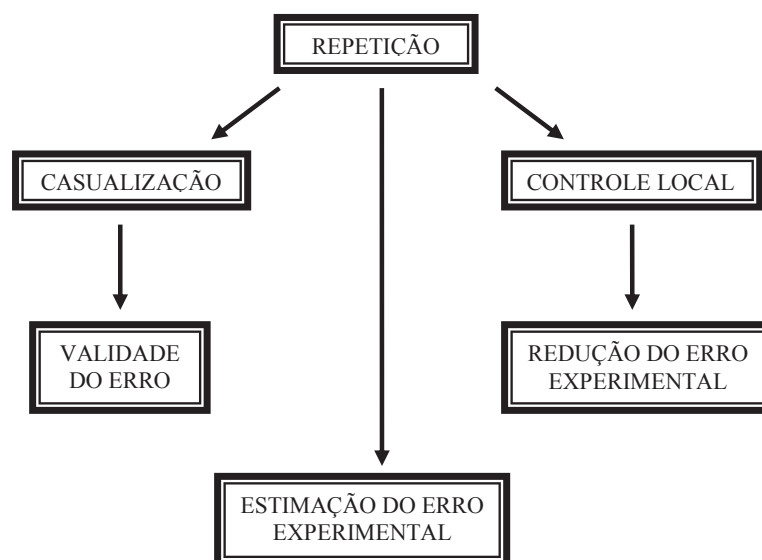


Figura 5 Repetição, controle local e casualização associada ao erro experimental

Fonte: Silva (2007).

O princípio da repetição tem duas funções importantes. Primeiro, ele permite estimar o erro experimental considerando os dados obtidos das

repetições. E esta estimativa representa uma unidade básica de medida para determinar se diferenças observadas nos dados são de fato diferentes estatisticamente. Além disso, se a média amostral (representada por \bar{y}) for usada para estimar o efeito de um fator no experimento, pela repetição permite-se que se obtenha uma estimativa mais precisa deste efeito. Por exemplo, se σ^2 é a variância de uma única observação e forem feitas n repetições, a variância amostral será dada pela equação 1.

$$\sigma_{\bar{y}}^2 = \frac{\sigma^2}{n} \quad (1)$$

Segundo Silva (2007), a repetição é o elemento de informação do erro experimental. Portanto, sua definição apropriada é um requerimento do delineamento do experimento. A identificação da repetição para os níveis ou combinações de níveis de fatores experimentais requer a caracterização correta das correspondentes unidades experimentais. Algumas vezes valores de uma variável resposta, observados em duas ou mais frações do material experimental, ou em dois ou mais instantes sucessivos em cada unidade experimental, são incorretamente considerados como provenientes de diversas repetições. Na verdade, esses valores observados em uma mesma unidade experimental são observações múltiplas ou observações repetidas. E não repetições da mesma condição experimental nessa unidade experimental.

Pelo princípio da casualização pressupõe-se que todos os tratamentos têm a mesma probabilidade de serem designados a qualquer das unidades experimentais. Pelas análises estatísticas realizadas com os dados obtidos demanda-se que as observações (ou erros experimentais) sejam variáveis aleatórias distribuídas de maneira independente. A garantia de aleatoriedade tem a finalidade de proporcionar uma estimativa válida para o erro experimental.

Segundo Storck et al. (2006), o modo como a aleatorização dos tratamentos é conduzida nas unidades experimentais é determinada pelo projeto experimental idealizado. Muitos problemas de correlação entre os erros experimentais são resolvidos quando se faz uma aleatorização adequada (COCHRAN, 1947).

De acordo com Silva (2007), nos experimentos em que o pesquisador tem pouco conhecimento da variabilidade do material experimental podem surgir tendências que não sejam esperadas, em decorrência da distribuição dos tratamentos às unidades experimentais. Para evitar tendenciosidade dessa origem, o pesquisador necessita algum recurso para assegurar que tratamentos não sejam, sistematicamente, favorecidos ou prejudicados por alguma fonte de variação estranha, conhecida ou desconhecida. O recurso é a casualização. A essência deste princípio é que, ao longo de repetições de experimentos, o confundimento dos efeitos de tratamentos com efeitos de características estranhas se torna igualmente influente para todos os tratamentos.

A casualização evita o confundimento tendencioso e, neste caso indesejado, de efeitos de características estranhas com os efeitos de fatores experimentais e propicia estimativas não tendenciosas da variância do erro experimental que afeta esses efeitos. A casualização não tem qualquer efeito sobre a grandeza do erro experimental; particularmente, não contribui para a diminuição do erro experimental.

A situação ideal para se realizar um experimento, de acordo com Mason, Gunst e Hess (2003), é que não haja diferença sistemática entre as unidades experimentais, ou seja, que exista homogeneidade entre elas, o que na maioria dos casos é difícil acontecer. No caso de unidades heterogêneas, faz-se necessário o uso do princípio do controle local, que consiste em subdividir unidades heterogêneas em subunidades homogêneas. Objetivou-se nesta

subdivisão reduzir o erro experimental e, conseqüentemente, tornar o delineamento mais eficiente.

O controle local permite que, mesmo com material experimental heterogêneo para conseguir representar a população alvo, o experimento seja suficientemente sensível para identificar efeitos importantes dos fatores experimentais. Assim, para Snedecor e Cochran (1967), o exercício hábil do controle local é crucial para a construção de delineamento experimental eficiente, ou seja, delineamento cuja variância do erro experimental que afeta efeitos importantes de fatores experimentais seja pequena.

De acordo com o Quadro 04, o controle de técnicas experimentais permite tornar constante ou reduzir a variabilidade de características estranhas do material experimental. Assim, esse procedimento de controle experimental tem implicação sobre a constituição da amostra e sobre o erro experimental.

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

Quadro 4 Implicações dos procedimentos de controle experimental

Fonte: Silva (2007).

Quando os princípios relacionados não estão garantidos no projeto de um experimento, os resultados das análises estatísticas podem ser inconclusivos,

ou, mesmo enganosos, que é a pior das situações (MASON; GUNST; HESS, 2003). E a maneira como o experimento foi delineado é determinante na forma como os dados deverão ser tratados, demandando adequações, inclusive, na análise de variância.

Análise esta, de relativa simplicidade, mas que é comprovadamente desconhecida pela maioria dos engenheiros atuantes nas indústrias da Região Metropolitana de Salvador. Estando ausente, até mesmo, dos programas das disciplinas obrigatórias de quase todos os cursos de engenharia oferecidos nessa região, conforme será abordado, posteriormente, nesta pesquisa.

Esta análise consiste em uma metodologia estatística que avalia a significância dos diversos fatores e interações. Segundo Montgomery (2009), a análise de variância fundamenta-se na partição da variabilidade total em partes adequadamente divididas, tornando possível a verificação de hipóteses acerca dos tratamentos. Para Iversen (2011), trata-se de uma coleção de estatísticas usadas para analisar dados obtidos com base em experimentos.

Esta técnica consiste na decomposição do número de graus de liberdade e da variância total de um material heterogêneo em partes atribuídas a causas conhecidas e independentes (fatores controlados), e a uma porção residual de origem desconhecida e de natureza aleatória (fatores não controlados) (BANZATO; KRONKA, 2006).

De acordo com Fisher (1971), há suposições básicas para garantir a validade de uma análise de variância:

| |
|---|
| <p>Normalidade – Os erros devem ter distribuição normal. Quando esta hipótese não é satisfeita, além da introdução de erro no nível de significância do teste F e de outros, há perda de eficiência na estimação dos efeitos de tratamentos e correspondente redução de poder dos testes. Além dos testes específicos (Kolmogorov–Smirnov, Shapiro–Wilks, entre outros), a plotagem dos resíduos em um papel normal de probabilidade é capaz de verificar a normalidade.</p> |
| <p>Homocedasticidade (aleatoriedade dos erros) - A heterogeneidade de variância é uma das mais graves quebras de suposição básica, principalmente, para os modelos não balanceados e os modelos de efeitos aleatórios. Pode ser verificada por meio de um gráfico de resíduos versus o valor estimado \hat{Y}_{ij} ou versus a variável X (tratamentos)</p> |
| <p>Aditividade dos efeitos - A não aditividade resulta na heterogeneidade do erro e afeta o nível de significância para comparações entre os tratamentos. Há perda de precisão porque o erro experimental é acrescido do componente de não aditividade.</p> |
| <p>Independência estatística dos valores observados - a probabilidade do erro de uma observação ter certo valor não deve depender dos valores dos erros de outras observações. Quando os erros são correlacionados, os testes de significância não são válidos.</p> |

Quadro 5 Pressupostos da Análise de Variância

Fonte: Box, Hunter e Hunter (2005).

Quando uma destas hipóteses não é satisfeita, a análise de variância não tem validade como técnica de análise estatística e torna-se um simples tratamento matemático dos dados coletados. Para alguns destes casos existem alternativas simples. Na maioria destes casos, as falhas nestas premissas são provocadas por: assimetria dos dados, presença de erros operacionais,

comportamento anormal de certos tratamentos, não aditividade ou dependência entre médias e variâncias.

Nas situações em que a aditividade dos efeitos não esteja garantida, uma transformação de dados (logaritmo, raiz quadrada, etc.) pode recuperar a aditividade e permitir uma análise mais precisa. A independência estatística dos valores observados é obtida com a garantia da aleatorização.

Segundo Banzatto e Kronka (2006), um dos casos mais frequentes de não satisfação das hipóteses básicas é aquele em que não existe homogeneidade de variâncias, ou seja, as variâncias não são da mesma ordem de grandeza nos diferentes tratamentos. Um dos testes mais utilizados para a verificação desta homogeneidade é o Teste de Hartley ou teste da razão máxima. Existem, ainda, outros testes, tais como: Teste de Cochran, o Teste de Bartlett e o teste de Levene, porém o de Hartley é o de aplicação mais simples. Constatada a heterogeneidade de variâncias, deve-se verificar se ela é regular ou irregular.

Para os casos de heterocedasticidade, ou heterogeneidade irregular, alguns dos métodos utilizados são: transformação prévia dos dados, omissão de determinada parte do experimento (tratamentos) ou subdivisões de tal forma que, com os tratamentos restantes, ou dentro de cada subdivisão, consiga-se homogeneidade da variância residual. Para o caso de heterogeneidade regular, um dos procedimentos mais utilizados é a transformação de dados.

Embora a análise de variância (ANOVA) seja, para Iversen (2011), a principal técnica de análise de dados utilizada na experimentação, existem outras técnicas importantes. Entre elas vale destacar: o método dos Mínimos Quadrados Ponderados para o caso de não homocedasticidade, o método dos Mínimos Quadrados Generalizados para o caso de erros correlacionados e a análise Não-Paramétrica para o caso de não normalidade. O detalhamento desses métodos fica como sugestão para próximas pesquisas.

Outro esclarecimento importante é em relação aos diversos formatos que um experimento pode apresentar. Existem os delineamentos (ou desenhos) experimentais básicos, que definem como cada tratamento será designado a cada unidade experimental: como, inteiramente casualizado, blocos casualizados completos (ou incompletos), quadrado latino, quadrado greco-latino, dentre outros.

E existem os diversos métodos ou técnicas de experimentação, entre eles: planejamento fatorial (completos, incompletos, não repetidos, confundidos em blocos), análise de regressão e superfície de resposta.

Vale ressaltar que um experimento fatorial, por exemplo, que será bastante trabalhado nesta pesquisa por possuir ampla aplicação na área industrial, segundo Mason, Gunst e Hess (2003), não representa um tipo de delineamento experimental. Ele pode ser executado em qualquer delineamento experimental básico, e é o tipo de experimento que envolve combinações entre dois ou mais fatores estudados a diferentes níveis simultaneamente.

2.5.1 Delineamento Inteiramente Casualizado (DIC)

Os experimentos que analisam apenas um fator são os que exigem a forma mais simples de análise de variância. Além disso, consideraremos, para início de abordagem, os experimentos executados de forma completamente aleatória, para que os tratamentos sejam aplicados com a maior uniformidade possível. Este é o chamado Delineamento Inteiramente Casualizado (DIC). O objetivo é testar determinadas hipóteses sobre as médias dos tratamentos, além de estimá-las, afirmam Banzato e Kronka (2006).

Segundo Montgomery (2004), o DIC é o delineamento de mais simples execução e, conseqüentemente, mais fácil análise estatística. Nesse delineamento, a atribuição dos tratamentos às unidades experimentais, ou

posição em uma sequência de testes, é feita de forma completa, sem nenhuma restrição na aleatorização, ocorrendo de maneira totalmente casualizada.

Este delineamento é adequado a situações experimentais em que: ou toda a matéria prima utilizada em um experimento é proveniente de um mesmo lote, ou há apenas um operador responsável pelo experimento, ou, ainda, se é utilizada somente uma máquina durante os testes. Ou seja, o uso desse delineamento é indicado quando todas as unidades experimentais a serem utilizadas podem ser consideradas homogêneas.

E diante do que propõe esta pesquisa, este tipo de delineamento é de fácil execução, mesmo que apresentando algumas imperfeições. No próprio ambiente produtivo industrial, ainda que com razoável conhecimento estatístico, garantindo de certa forma os princípios básicos da experimentação, pode-se delinear um experimento para avaliar a influência de determinados fatores na qualidade de uma solda, por exemplo.

Quando um experimento é conduzido em laboratório, sob condições ambientais controladas, ou quando existe a garantia de ausência, ou pouca influência de efeitos não controláveis, o uso do delineamento inteiramente casualizado, também, é aconselhado.

Será abordada, inicialmente, a análise de variância de um experimento com efeitos fixos de fator único, pois representa a situação experimental mais simples, conjugada com os objetivos desta pesquisa. Suponha que tenhamos a tratamentos, ou níveis, de um único fator que queremos analisar. Os resultados obtidos de cada um dos tratamentos é uma variável aleatória. Os dados podem ser organizados conforme a Tabela 2, em que cada elemento y_{ij} representa a j -ésima observação obtida do i -ésimo tratamento. Em geral, temos n repetições para cada nível do fator.

As tabelas e memórias de cálculo apresentadas aqui neste trabalho tiveram como referência principal a álgebra apresentada por Montgomery (2009).

Tabela 2 Modelo de dados para Experimento de Fator Único

| Tratamento (nível) | Observações | | | | Totais | Médias |
|-----------------------|-------------|----------|-----|----------|----------|----------------|
| 1 | y_{11} | y_{12} | ... | y_{1n} | $y_{1.}$ | $\bar{y}_{1.}$ |
| 2 | y_{21} | y_{22} | ... | y_{2n} | $y_{2.}$ | $\bar{y}_{2.}$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ... | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| a | y_{a1} | y_{a2} | ... | y_{an} | $y_{a.}$ | $\bar{y}_{a.}$ |
| | | | | | $y_{..}$ | $\bar{y}_{..}$ |

Os resultados observados no experimento podem ser descritos por meio de um modelo. Uma forma de escrever este modelo é:

$$y_{ij} = \mu_i + \epsilon_{ij} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

Sendo y_{ij} a ij -ésima observação, μ_i a média do i -ésimo tratamento e ϵ_{ij} o componente do erro aleatório que inclui todas as outras fontes de variabilidade do experimento. Entre essas fontes podemos citar: erros de medida, variações decorrentes de variáveis incontroláveis, diferenças de características entre as unidades experimentais e os ruídos inerentes ao processo em razão das mudanças no meio ambiente. É conveniente supor que o erro tenha média zero, dessa forma $E(y_{ij}) = \mu_{ij}$.

A equação 2 representa o modelo das médias. Uma forma alternativa para representar um modelo para os dados é considerar:

$$\mu_i = \mu + \tau_i, \quad i = 1, 2, \dots, a$$

sendo τ_i o efeito de cada tratamento i .

Desta forma, a equação 02, que é o modelo estatístico do delineamento inteiramente casualizado com a tratamentos e n repetições, conforme Montgomery (2009) e Wu e Hamada (2009), pode ser expressa como:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \epsilon_{ij} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

sendo:

y_{ij} : j -ésima observação do i -ésimo tratamento,

μ : constante comum a todas as observações,

τ_i : efeito do i -ésimo tratamento,

ϵ_{ij} : erro experimental da j -ésima observação do i -ésimo

tratamento, sendo $\epsilon_{ij} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \sigma^2)$

Neste modelo, μ é um parâmetro comum a todos os tratamentos e τ_i é um parâmetro exclusivo do tratamento i . Este modelo é conhecido como modelo dos efeitos, pois evidencia os efeitos dos tratamentos em cada observação.

Ambos os modelos apresentados são lineares, ou seja, a variável resposta y_{ij} é uma função linear dos parâmetros do modelo. Segundo Montgomery (2009), embora os dois modelos sejam úteis, o modelo dos efeitos é mais difundido na literatura de planejamento experimental. Os estudiosos são

mais simpáticos a ele, pois de forma intuitiva, considera-se μ como uma constante, pois representa o efeito médio geral, e os efeitos dos tratamentos τ_i representam os desvios dessa constante quando um tratamento específico é aplicado.

De acordo com Box, Hunter e Hunter (2005), a realização de uma análise de variância demanda que as observações tenham distribuição normal, sendo $y_{ij} \sim N(\mu + \tau_i, \sigma^2)$ e sejam mutuamente independentes.

Pelo modelo estatístico da equação 03 descrevem-se duas situações diferentes a respeito dos efeitos dos tratamentos. Primeiro, os a tratamentos podem ser definidos de maneira específica pelo experimentador. Nesse caso, o que se deseja é testar hipóteses acerca das médias dos tratamentos, e as conclusões são aplicadas apenas aos níveis dos fatores que foram consideradas na análise. As conclusões não podem ser estendidas para tratamentos semelhantes que não foram explicitamente consideradas. Pode-se, ainda, querer estimar o modelo dos parâmetros (μ, τ_i, σ^2) . Este é o chamado modelo de efeitos fixos.

De acordo com Montgomery (2009), na outra situação, os a tratamentos podem representar uma amostra aleatória oriunda de uma grande população. Neste caso, o que se deseja é estender as conclusões, que são baseadas em apenas uma amostra dos tratamentos, a todos os tratamentos da população, independente de terem sido, ou não, considerados de forma explícita na análise. Aqui, os efeitos dos tratamentos τ_i representam variáveis aleatórias, e informações relativas àqueles, particularmente, analisados são úteis. Alternativamente, são testadas hipóteses sobre a variação de τ_i e são feitas estimativas desta variação. Este é o modelo de efeitos aleatórios ou modelo de componentes de variância.

Desenvolveremos, inicialmente, a análise de variância para o modelo de efeitos fixos para um único fator. Essa escolha se deve ao fato de que representar uma álgebra mais simples e corresponder ao que, na prática, ocorre normalmente, é a escolha específica dos níveis dos fatores a serem considerados.

Recorda-se que $y_{i.}$ representa o total de observações dentro de cada um dos i -ésimos tratamento. Consideremos $\bar{y}_{i.}$ como a média de observações dentro do i -ésimo tratamento, $y_{..}$ como o total de todas as observações e $\bar{y}_{..}$ a média do total de observações. Representando simbolicamente:

$$y_{i.} = \sum_{j=1}^n y_{ij}, \quad \bar{y}_{i.} = \frac{y_{i.}}{n} \quad i = 1, 2, \dots, a$$

$$y_{..} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n y_{ij}, \quad \bar{y}_{..} = \frac{y_{..}}{N} \quad (04)$$

sendo $an = N$ a quantidade total de observações.

O objetivo é testar a igualdade entre as médias dos tratamentos, ou seja, $E(y_{ij}) = \mu + \tau_i = \mu_i, i = 1, 2, \dots, a$. As hipóteses são:

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

$$H_1: \mu_i \neq \mu_j \quad \text{para pelo menos um par } (i, j)$$

No modelo de efeitos fixos, a média μ_i é dividida em dois componentes, ou seja, $\mu_i = \mu + \tau_i$. Normalmente μ é a média geral dos dados,

$$\frac{\sum_{i=1}^a \mu_i}{a} = \mu$$

Por definição:

$$\sum_{i=1}^a \tau_i = 0$$

Assim, os efeitos dos tratamentos podem ser considerados como os desvios da média geral. Conseqüentemente, uma alternativa às hipóteses apresentadas seria representá-las em função dos efeitos dos tratamentos, ou seja:

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots \tau_a = 0$$

$$H_1: \tau_i \neq 0 \quad \text{para pelo menos um } i$$

Dessa forma, podemos optar entre analisar a igualdade de médias de tratamentos, ou testar se os efeitos entre os tratamentos são nulos. E o procedimento apropriado, para testar essas hipóteses, é a análise de variância.

Como citado anteriormente, a análise de variância é derivada do particionamento da variabilidade total em partes adequadamente divididas. A soma de quadrados totais corrigida é dada por:

$$SQ_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2$$

e é utilizada como uma medida da variabilidade geral dos dados. As letras SQ representam soma dos quadrados.

Intuitivamente, isso é razoável, pois ao dividir SQ_T pelo número adequado de graus de liberdade (neste caso, $an - 1 = N - 1$), o resultado obtido representa a variância amostral dos y 's. E a variância amostral é uma medida padrão da variabilidade.

Essa soma de quadrados totais corrigida SQ_T pode ser dada por:

$$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n [(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}) + (y_{ij} - \bar{y}_{i.})]^2 \quad (5)$$

ou

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 &= n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 + \\ &+ 2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})(y_{ij} - \bar{y}_{i.}) \end{aligned} \quad (6)$$

Entretanto, a última parcela da fórmula é nula, pois

$$\sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.}) = y_{i.} - n\bar{y}_{i.} = y_{i.} - n(y_{i.}/n) = 0$$

Desta forma, conclui-se que:

$$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 = n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 \quad (7)$$

A equação (7) estabelece que a variabilidade total dos dados, medida pela soma de quadrados total corrigida, pode ser fracionada no somatório dos quadrados das diferenças entre as médias dos tratamentos e a média geral, mais o somatório dos quadrados das diferenças entre as observações dentro de cada tratamento e a média de cada tratamento. Assim, a diferença entre as médias obtidas dos tratamentos e a média geral representa uma medida das diferenças entre as médias dos tratamentos, enquanto as diferenças entre as observações dentro de cada tratamento e a média do mesmo tratamento pode ser consequência exclusiva do erro aleatório. Dessa forma, podemos reescrever a fórmula anterior simbolicamente como:

$$SQ_T = SQ_{Tratamentos} + SQ_E$$

sendo $SQ_{tratamentos}$ a soma dos quadrados entre tratamentos e SQ_E representa a soma dos quadrados dentro dos tratamentos (em virtude do erro). Existem no total $an = N$ observações, assim SQ_T possui $N - 1$ graus de liberdade. Existem a níveis do fator, e $SQ_{Tratamentos}$ tem $a - 1$ graus de liberdade. Finalmente, dentro de cada tratamento existem n repetições gerando $n - 1$ graus de liberdade que determinam a estimativa do erro experimental. Como são a tratamentos, tem-se $a(n - 1) = an - a = N - a$ graus de liberdade para o erro.

Considere a soma dos quadrados dos erros apresentada na equação 7:

$$SQ_E = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 = \sum_{i=1}^a \left[\sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{i.})^2 \right]$$

Nesta equação, percebe-se que ao dividir a expressão entre colchetes por $n - 1$ tem-se a variância amostral no i -ésimo tratamento, ou

$$S_i^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2}{n-1} \quad i = 1, 2, \dots, a$$

Se combinarmos as a variâncias amostrais, encontra-se uma estimativa única da variância populacional. Tem-se:

$$\frac{(n-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2 + \dots + (n-1)S_a^2}{(n-1) + (n-1) + \dots + (n-1)} = \frac{\sum_{i=1}^a \left[\sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \right]}{\sum_{i=1}^a (n-1)} = \frac{SQ_E}{(N-a)}$$

Assim, $SQ_E/(N-a)$ é uma estimativa conjunta da variância dentro de cada um dos a tratamentos.

De maneira semelhante, se não houver diferença entre as médias dos a tratamentos, é possível utilizar a variação das médias dos tratamentos em relação à média geral para estimar σ^2 . Particularmente:

$$\frac{SQ_{\text{Tratamentos}}}{a-1} = \frac{n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})^2}{a-1}$$

é uma estimativa do σ^2 se as médias dos tratamentos forem iguais.

A razão para isso pode ser percebida intuitivamente, pois a expressão representada por $\sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})^2 / (a - 1)$ estima σ^2/n , a variância das médias dos tratamentos, portanto $n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})^2 / (a - 1)$ corresponde ao estimador de σ^2 se não houver diferenças entre as médias dos tratamentos.

Assim, há dois estimadores para o σ^2 , um baseado na própria variabilidade dentro dos tratamentos e outro na variabilidade entre os tratamentos. Se não houver diferença entre as médias dos tratamentos, as duas estimativas tendem a ser muito semelhantes e, caso contrário, a diferença observada deve ser causada pelas diferenças entre as médias dos tratamentos. Apesar de ter sido utilizada uma dedução intuitiva, podemos chegar à mesma conclusão por meio de uma demonstração algébrica mais formal.

As expressões:

$$QM_{Tratamentos} = \frac{SQ_{Tratamentos}}{a - 1}$$

e

$$QM_E = \frac{SQ_E}{N - a}$$

São definidas como quadrados médios. Veremos, agora, esperança matemática destes valores dos quadrados das médias.

Considerando:

$$\begin{aligned} E(QM_E) &= E\left(\frac{SQ_E}{N - a}\right) = \frac{1}{N - a} E\left[\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i.)^2\right] \\ &= \frac{1}{N - a} E\left[\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij}^2 - 2y_{ij} \bar{y}_i. + \bar{y}_i.^2)\right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{N-a} E \left[\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n y_{ij}^2 - 2n \sum_{i=1}^a \bar{y}_i^2 + n \sum_{i=1}^a \bar{y}_i^2 \right] \\
&= \frac{1}{N-a} E \left[\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n y_{ij}^2 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a y_i^2 \right]
\end{aligned}$$

Substituindo o modelo $y_{ij} = \mu + \tau_i + \epsilon_{ij}$ na equação acima, teremos

$$E(QM_E) = \frac{1}{N-a} E \left[\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (\mu + \tau_i + \epsilon_{ij})^2 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a \left(\sum_{j=1}^n \mu + \tau_i + \epsilon_{ij} \right)^2 \right]$$

Desenvolvendo a expressão e obtendo a esperança do termo entre colchetes, podemos substituir os termos envolvendo ϵ_{ij}^2 e ϵ_i^2 , respectivamente, por σ^2 e $n\sigma^2$, pois $E(\epsilon_{ij}) = 0$. Além disso, depois de elevar ao quadrado e obter a esperança matemática da última expressão, teremos

$$E(QM_E) = \frac{1}{N-a} \left[N\mu^2 + n \sum_{i=1}^a \tau_i^2 + N\sigma^2 - N\mu^2 - n \sum_{i=1}^a \tau_i^2 - a\sigma^2 \right]$$

Ou simplesmente

$$E(QM_E) = \sigma^2$$

Por meio de dedução semelhante, pode-se mostrar que:

$$E(MQ_{Tratamentos}) = \sigma^2 + \frac{n \sum_{i=1}^a \tau_i^2}{(a-1)}$$

Como já foi colocado anteriormente, $QM_E = SQ_E/(N - a)$ estima σ^2 , e quando não há diferenças nas médias dos tratamentos $QM_{Tratamentos} = \frac{SQ_{Tratamentos}}{a-1}$, também, estima σ^2 . Entretanto, quando as médias dos tratamentos são diferentes, o valor da esperança do quadrado da média do tratamento é maior que σ^2 .

Um teste de hipótese, supondo não haver diferença entre as médias dos tratamentos, pode ser realizado comparando $QM_{Tratamentos}$ e QM_E . O entendimento de como esta comparação pode ser realizada é importante para a compreensão da análise estatística que fundamenta a ANOVA.

Um teste de hipótese, supondo não haver diferença entre as médias dos tratamentos ($H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a$, ou equivalente, $H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$) deve ser realizado. Como se considerou que os desvios ϵ_{ij} são independentes e normalmente distribuídos, com média zero e variância σ^2 , as observações y_{ij} também são independentes e, normalmente, distribuídos, com média $\mu + \tau_i$ e variância σ^2 . Assim, SQ_T é uma soma de quadrados de variáveis aleatórias normalmente distribuídas e, conseqüentemente, SQ_T/σ^2 é uma distribuição qui-quadrada com $N - 1$ graus de liberdade. Além disso, SQ_E/σ^2 , também, é qui-quadrada com $N - a$ graus de liberdade e $SQ_{Tratamentos}/\sigma^2$ é uma qui-quadrada com $a - 1$ graus de liberdade se a hipótese nula $H_0: \tau_i = 0$ for verdadeira. Entretanto, as três somas dos quadrados não são, necessariamente, independentes porque $SQ_{Tratamentos}$ e SQ_E são somados a SQ_T . O teorema seguinte é importante na garantia da independência de SQ_E e $SQ_{Tratamentos}$.

Teorema de Cochran

Considere Z_i uma variável aleatória independente e identicamente distribuída, com média zero e variância um, para $i = 1, 2, \dots, v$ e

$$\sum_{i=1}^v Z_i^2 = Q_1 + Q_2 + \dots + Q_s$$

sendo $s \leq v$, e Q_i com v_i graus de liberdade $i = 1, 2, \dots, s$. Assim, Q_1, Q_2, \dots, Q_s são variáveis aleatórias independentes de distribuição qui-quadrada com v_1, v_2, \dots, v_s graus de liberdade, respectivamente, se e somente se:

$$v = v_1 + v_2 + \dots + v_s$$

Este é o Teorema de Cochran, que será utilizado a seguir.

Como os graus de liberdade para $SQ_{Tratamentos}$ e SQ_E são somados a $N - 1$, o número total de graus de liberdade, o Teorema de Cochran define que $SQ_{Tratamentos} / \sigma^2$ e SQ_E / σ^2 são variáveis aleatórias independentes de distribuição qui-quadrada. Além disso, se a hipótese nula que supõe não haver diferença entre as médias dos tratamentos for verdadeira, a razão:

$$F_o = \frac{SQ_{Tratamentos} / (a - 1)}{SQ_E / (N - a)} = \frac{QM_{Tratamentos}}{MQ_E} \quad (8)$$

apresenta distribuição F com $a - 1$ e $N - a$ graus de liberdade. A equação anterior representa o teste para a hipótese de não haver diferença entre as médias dos tratamentos.

Com base no quadrado médio esperado, percebe-se que, em geral, QM_E é um estimador não viesado do σ^2 . Entretanto, se a hipótese nula for falsa, o

valor esperado para $QM_{Tratamentos}$ é maior que o σ^2 . Por isso, sob a hipótese alternativa, o valor esperado do numerador da estatística teste da equação anterior é maior do que o valor esperado do denominador, e rejeita-se H_0 nos valores em que a estatística teste é muito grande. Dessa forma, rejeita-se H_0 e conclui-se que há diferenças entre as médias dos tratamentos se

$$F_o > F_{\alpha, a-1, N-a}$$

onde F_o é calculado considerando a equação anterior. Alternativamente, também, é possível chegar à mesma conclusão comparando o valor aproximado de P com o nível de significância do experimento.

Fórmulas para a soma dos quadrados podem ser obtidas reescrevendo e simplificando as definições de QM e SQ_T . Elas estabelecem que:

$$SQ_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n y_{ij}^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \quad (9)$$

e

$$SQ_{Tratamentos} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^a y_{i.}^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \quad (10)$$

A soma dos quadrados dos erros é obtida da subtração

$$SQ_E = SQ_T - SQ_{Tratamentos} \quad (11)$$

Este procedimento de teste está apresentado na Tabela 3 e representa a análise de variância. Seu claro entendimento depende de todo o algebrismo aqui apresentado e consiste na essência das análises de experimentos que

abordaremos ao longo deste trabalho. Na Tabela 4 representa-se a análise de variância de um DIC, sem qualquer tipo de controle local.

Tabela 3 Análise de variância para modelo de efeitos fixos e fator único

| Fontes de variação | Soma dos quadrados | Graus de liberdade | Quadrado Médio | F_o |
|--------------------|---|--------------------|--------------------|---------------------------------------|
| Tratamentos | $SQ_{Tratamentos}$ $= n \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})^2$ | $a - 1$ | $QM_{Tratamentos}$ | $F_o = \frac{QM_{Tratamentos}}{QM_E}$ |
| Resíduos | SQ_E $= SQ_T - SQ_{Tratamentos}$ | $N - a$ | QM_E | |
| Total | $SQ_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2$ | $N - 1$ | | |

Para ilustrar um DIC, Montgomery (2009) traz uma aplicação na indústria, de um engenheiro que deseja verificar se o peso percentual de algodão, em um tipo de fibra sintética, afeta sua resistência à tração. Ele utilizou um experimento inteiramente casualizado com 5 níveis de peso percentual: 15%, 20%, 25%, 30% e 35%, e fez 5 repetições de cada nível. Os dados obtidos estão na Tabela 4.

Tabela 4 Dados do experimento da análise da resistência à tração de fibra sintética

| Peso percentual | Resistência à tração (lb/in ²) | | | | | Totais $y_{i.}$ | Médias $\bar{y}_{i.}$ |
|--------------------|--|----|----|----|----|--------------------|--------------------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | | |
| 15 | 7 | 7 | 15 | 11 | 9 | 49 | 9,8 |
| 20 | 12 | 17 | 12 | 18 | 18 | 77 | 15,4 |
| 25 | 14 | 18 | 18 | 19 | 19 | 88 | 17,6 |
| 30 | 19 | 25 | 22 | 19 | 23 | 108 | 21,6 |
| 35 | 7 | 10 | 11 | 15 | 11 | 54 | 10,8 |
| | | | | | | $y_{..} = 376$ | $\bar{y}_{..} = 15,04$ |

Fonte: Montgomery (2009).

Foi realizada uma análise de variância para testar a veracidade da hipótese nula H_0 contra a hipótese alternativa H_1 .

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5$$

H_1 : Algumas médias são diferentes.

Os cálculos são os seguintes:

$$\begin{aligned}
 SQ_T &= \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 y_{ij}^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \\
 &= (7)^2 + (7)^2 + (15)^2 + \dots + (15)^2 + (11)^2 - \frac{(376)^2}{25} = 636.96
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 SQ_{Tratamentos} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^5 y_{i.}^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \\
 &= \frac{1}{5} [(49)^2 + \dots + (54)^2] - \frac{(376)^2}{25} = 475.76
 \end{aligned}$$

$$SQ_E = SQ_T - SQ_{Tratamentos} = 639.96 - 475.76 = 161.20$$

A análise de variância está apresentada na tabela 05. Observe que o quadrado médio dos tratamentos é, muitas vezes, maior que o quadrado médio do erro, o que indica que dificilmente as médias dos diferentes tratamentos serão iguais. Concluiu-se que o valor da estatística F, obtida por $F_0 = 118,94/8,06 = 14,76$, supera o valor crítico ao nível de 5% de probabilidade (2,87), considerando a tabela F para 4 e 20 graus de liberdade. Com isso, rejeita-se H_0 e conclui-se que as médias dos tratamentos são iguais. Ou seja, o peso percentual de algodão na fibra afeta, significativamente, a resistência média à tração.

Tabela 5 Análise de variância para os dados de resistência à tração

| Fontes de Variação | Graus de liberdade | Soma dos quadrados | Quadrado médio | F_0 | Valor P |
|--------------------|--------------------|--------------------|----------------|-------|---------|
| Tratamento | 4 | 475,76 | 118,94 | 14,76 | <0,01 |
| Erro | 20 | 161,20 | 8,06 | | |
| Total | 24 | 636,96 | | | |

Para a realização de um DIC, é necessária a garantia de que as observações do experimento sofrem pouca influência de fatores não controláveis. Se essa condição não estiver presente, e, ainda assim, for realizado um DIC, os resultados serão comprometidos. O quadrado médio do erro será aumentado, reduzindo o valor da estatística F_0 , podendo levar à conclusão equivocada de que as médias dos diferentes tratamentos são todas iguais, não havendo diferença significativa entre elas.

Este tipo de delineamento experimental, pela simplicidade e relativa facilidade na análise de dados, representa uma ferramenta de possível utilização por parte das indústrias de pequeno ou médio porte. A presença de profissionais, que conheçam o processo e tenham um razoável conhecimento em estatística experimental, é suficiente para realização do experimento e posterior análise dos

dados obtidos, desde que haja garantia de uma relativa homogeneidade entre as unidades experimentais.

2.5.2 Delineamento em Blocos Casualizados (DBC)

Quando a análise de um sistema produtivo revelar condições experimentais heterogêneas, ou se houver dúvida quanto à sua homogeneidade, devemos fazer uso do princípio do controle local. Devem ser definidos os blocos, que são grupos de parcelas consideradas homogêneas, ou com pequena heterogeneidade. Cada bloco deve conter todos os tratamentos. Neste caso, além das causas de variação presentes no DIC: tratamentos (causa conhecida ou fator controlado) e resíduos ou erros (causa desconhecida associada a fatores não controláveis), haverá, também, a influência de outra causa de variação conhecida, os blocos. O delineamento experimental, assim obtido, é denominado delineamento em blocos casualizados (DBC). A utilização do controle local sempre nos conduz a uma redução no número de graus de liberdade do resíduo.

O DBC é um dos tipos de delineamentos mais utilizados, inclusive na indústria, pois são muitas as situações em que ele é apropriado, e é um delineamento operacionalmente simples, na maioria das vezes. Unidades de testes de equipamentos ou máquinas são normalmente distintas em suas características operacionais e representam um exemplo evidente da necessidade da utilização de blocos. Lotes diferentes de um mesmo material, fornecedores distintos, mais de um operador de máquina ou condições ambientais alteradas, são exemplos comuns de fontes de variação em um experimento, e que pode ser sistematicamente controlada por meio de blocos. Basta que identifiquemos e consigamos separar grupos de tratamentos nas distintas condições operacionais.

De acordo com Coleman e Montgomery (1993), o uso de blocos pode ser útil mesmo em situações em que não necessariamente envolvem fatores

desconhecidos. Suponha que um engenheiro químico está interessado em estudar o efeito da vazão de alimentação de um catalisador na viscosidade de um polímero. Ele sabe que vários fatores, tais como tipo e pureza da matéria-prima, temperatura e operador, são difíceis de controlar em todas as etapas do processo. Ele pode, por exemplo, testar a vazão de alimentação do catalisador em blocos, onde cada bloco consiste em uma combinação desses fatores não controláveis. De fato, os blocos podem ser usados para testar, por exemplo, a robustez da sua variável de interesse em condições de difícil controle.

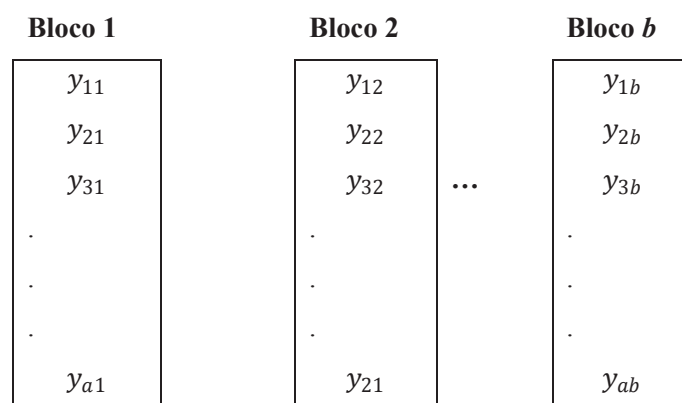


Figura 6 Esquema do delineamento em blocos casualizados

Suponha que um DBC seja planejado com a tratamentos a serem comparados e b blocos, conforme Figura 6. Faz-se necessária uma observação, para cada tratamento em cada bloco, e a ordem em que cada tratamento será realizado dentro do bloco deve ser definida aleatoriamente. O modelo estatístico para o DBC pode ser escrito de mais de uma forma diferente. O mais tradicional é o de efeitos fixos, dado por:

$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + \epsilon_{ij} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \end{cases} \quad (11)$$

Sendo μ a média global, τ_i é o efeito do i -ésimo tratamento, β_j é o efeito do j -ésimo bloco, e ϵ_{ij} representa os erros aleatórios independentes e normalmente distribuídos.

Os tratamentos e os blocos serão considerados fatores fixos. Assim como no modelo experimental de fator único abordado anteriormente, o modelo de efeitos fixos para o DBC, também, é um modelo geral. Consequentemente, devemos pensar nos efeitos dos blocos e dos tratamentos como desvios da média geral, de forma que:

$$\sum_{i=1}^a \tau_i = 0 \quad \text{e} \quad \sum_{j=1}^b \beta_j = 0$$

É, também, possível utilizar o modelo das médias para o DBC, ou seja:

$$y_{ij} = \mu_{ij} + \epsilon_{ij} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \end{cases}$$

onde $\mu_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j$. Entretanto, optamos pelo uso do modelo de efeitos fixos.

Da mesma forma que no caso do DIC, o interesse consiste em testar a igualdade das médias dos tratamentos. Portanto, a hipótese nula pode fazer referência à igualdade das médias ou à nulidade dos efeitos dos tratamentos.

Considerando $y_{i.}$ como as observações dentro de cada tratamento i , $y_{.j}$ como o total de observações no bloco j , $y_{..}$ o total de observações, e $N = ab$ como o número total de observações. A expressão matemática será:

$$y_{i.} = \sum_{j=1}^b y_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, a \quad (12)$$

$$y_{.j} = \sum_{i=1}^a y_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, b \quad (13)$$

e

$$y_{..} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b y_{ij} = \sum_{i=1}^a y_{i.} = \sum_{j=1}^b y_{.j} \quad (14)$$

De forma similar, $\bar{y}_{i.}$ é média das observações obtidas dentro do tratamento i , $\bar{y}_{.j}$ é a média das observações dentro do bloco j , e $\bar{y}_{..}$ é a média geral das $N = ab$ observações. Assim,

$$\bar{y}_{i.} = y_{i.}/b \quad \bar{y}_{.j} = y_{.j}/a \quad \bar{y}_{..} = y_{..}/N \quad (15)$$

A soma de quadrados totais corrigida pode ser expressa por:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b [(\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..}) + \\ &+ (\bar{y}_{.j} - \bar{y}_{..}) + (y_{ij} - \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{.j} + \bar{y}_{..})]^2 \end{aligned} \quad (16)$$

Expandindo o segundo membro da equação, obtemos:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 &= b \sum_{i=1}^a (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})^2 + a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_{.j} - \bar{y}_{..})^2 \\ &+ \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{.j} + \bar{y}_{..})^2 + 2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_{i.} - \bar{y}_{..})(\bar{y}_{.j} - \bar{y}_{..}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& +2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_j - \bar{y}_{..})(y_{ij} - \bar{y}_i - \bar{y}_j + \bar{y}_{..}) \\
& +2 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})(y_{ij} - \bar{y}_i - \bar{y}_j + \bar{y}_{..})
\end{aligned}$$

Operações algébricas simples, mas bastante trabalhosas, permitem concluir que os três produtos cruzados são nulos, portanto:

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_{..})^2 &= b \sum_{i=1}^a (\bar{y}_i - \bar{y}_{..})^2 + a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_j - \bar{y}_{..})^2 \\
&+ \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (y_{ij} - \bar{y}_j - \bar{y}_i + \bar{y}_{..})^2
\end{aligned} \tag{17}$$

Representa uma partição da soma total dos quadrados. Expressando essa soma de forma simbólica, temos:

$$SQ_T = SQ_{Treatments} + SQ_{Blocks} + SQ_E \tag{18}$$

As N observações determinam $N - 1$ graus de liberdade para SQ_T . E como existem a tratamentos e b blocos, então $SQ_{Tratamentos}$ e SQ_{Blocos} têm, respectivamente, $a - 1$ e $b - 1$ graus de liberdade. O quadrado da soma dos erros é exatamente uma soma de quadrados entre células, menos a soma dos quadrados para tratamentos e blocos. Existem ab células com $ab - 1$ graus de liberdade entre elas, sendo o número de graus de liberdade de SQ_E igual a $ab - 1 - (a - 1) - (b - 1) = (a - 1)(b - 1)$. Além disso, o número de graus de liberdade

do segundo membro da equação 18 é somado com o total do primeiro membro. Assim, com base nos pressupostos de normalidade dos erros, e usando o Teorema de Cochran visto anteriormente, podemos provar que $SQ_{Tratamentos} / \sigma^2$, SQ_{Blocos} / σ^2 e SQ_E / σ^2 representam variáveis aleatórias com distribuição qui-quadrada independente. Cada quadrado da soma dividida por seus graus de liberdade representam um quadrado médio. O valor esperado do quadrado médio, se os tratamentos e os blocos são fixos, podem ser representados da seguinte forma:

$$E(QM_{Tratamentos}) = \sigma^2 + \frac{b \sum_{i=1}^a \tau_i^2}{a-1}$$

$$E(QM_{Blocos}) = \sigma^2 + \frac{a \sum_{j=1}^b \beta_j^2}{b-1}$$

$$E(QM) = \sigma^2$$

Por isso, para testar a igualdade das médias, temos que usar a estatística teste:

$$F_0 = \frac{QM_{Treatments}}{QM_E}$$

que tem uma distribuição $F_{a-1, a-1, b-1}$ se a hipótese nula for verdadeira. A região crítica é a parte superior da curva da distribuição F , e rejeita-se H_0 se $F_0 > F_{\alpha, a-1, a-1, b-1}$.

A comparação entre as médias dos blocos, também, pode ser interessante, porque se essas médias não forem relativamente distintas, o uso do controle local pode ser dispensado em futuros experimentos. Quanto ao valor esperado para o quadrado da média, a hipótese $H_0: \beta_j = 0$ pode ser testada pela comparação da estatística teste $F_0 = QM_{\text{Blocos}}/QM_E$ com $F_{a,b-1,a-1,b-1}$. Mas é importante evidenciar que a aleatorização é aplicada apenas nos tratamentos dentro dos blocos, que representam uma restrição à aleatorização. O efeito disso na estatística $F_0 = QM_{\text{Blocos}}/QM_E$ divide opiniões. Box, Hunter e Hunter (2005) destacam que o teste F da análise de variância tradicional pode ser justificado, com base apenas na aleatorização, sem necessidade do pressuposto da normalidade. Além disso, eles avaliam que o teste, para comparar médias dos blocos, não pode se aplicar a essa justificativa por causa da restrição à aleatorização, mas se os erros forem NID $(0, \sigma^2)$, a estatística $F_0 = QM_{\text{Blocos}}/QM_E$ pode ser usada para comparar médias dos blocos. De forma distinta, Anderson e McLean (1974) argumentam que a restrição à aleatorização impede esse teste de ser significativo na comparação de médias dos blocos e que a estatística F é mesmo um teste para a igualdade das médias dos blocos apesar da restrição à aleatorização.

Como o pressuposto de normalidade frequentemente é questionado, considerar $F_0 = QM_{\text{Blocos}}/QM_E$ como um teste F capaz de avaliar a igualdade das médias dos blocos não é a prática mais adequada. Por isso, considera-se a sugestão de Montgomery (2009) de excluir o teste F da tabela de análise de variância. Entretanto, é razoável considerá-lo como um procedimento para investigar o efeito da variação no bloco, examinando a razão entre QM_{Blocos} e QM_E . Se essa razão for grande, significa que o fator blocos tem grande efeito e que a redução do erro em razão do controle local foi, provavelmente, útil na melhoria da precisão da comparação entre as médias dos tratamentos.

Tabela 6 Delineamento em Blocos Casualizados

| Fonte de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | F_o |
|-------------------|--------------------|--------------------|----------------------------------|---------------------------------|
| Tratamentos | $SQ_{Tratamentos}$ | $a - 1$ | $\frac{SQ_{Tratamentos}}{a - 1}$ | $\frac{QM_{Tratamentos}}{QM_E}$ |
| Blocos | SQ_{Blocos} | $b - 1$ | $\frac{SQ_{Blocos}}{b - 1}$ | |
| Erro | SQ_E | $(a - 1)(b - 1)$ | $\frac{SQ_E}{(a - 1)(b - 1)}$ | |
| Total | SQ_T | $N - 1$ | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

O procedimento é normalmente resumido conforme mostrado na Tabela 6. As fórmulas para a soma de quadrados podem ser apresentadas em termos do total dos blocos e dos tratamentos. As fórmulas são:

$$SQ_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b y_{ij}^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \quad (19)$$

$$SQ_{Tratamentos} = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^a y_i^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \quad (20)$$

$$SQ_{Blocos} = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^b y_j^2 - \frac{y_{..}^2}{N} \quad (21)$$

E a soma dos quadrados dos erros é obtida da subtração:

$$SQ_E = SQ_T - SQ_{Tratamentos} - SQ_{Blocos} \quad (22)$$

Para ilustrar o delineamento em blocos casualizados, será exemplificado um caso apresentado por Montgomery (2009), em que se deseja determinar se quatro diferentes penetradores (que podem ser cones ou esferas) produzem leituras diferentes em uma máquina que realiza ensaios de dureza. A máquina funciona pressionando os penetradores contra corpos de prova metálicos, e a profundidade da penetração indica a dureza do material do corpo de prova. Imaginou-se que o realizador do experimento decidiu realizar quatro observações para cada tipo de penetrador. Neste experimento, existe apenas um fator (tipo de penetrador) e um experimento de fator único deve ser planejado associando aleatoriamente cada uma das 16 repetições a uma unidade experimental, que é uma pequena placa metálica cuja dureza do material deseja-se testar.

Este exemplo apresenta um possível problema, se as placas metálicas apresentarem diferenças de dureza, mesmo que sutis, as unidades experimentais irão contribuir com a variabilidade observada na dureza. Como resultado, o erro experimental deve refletir tanto o erro aleatório como a variabilidade entre as placas metálicas. Como o interesse é sempre obter o menor erro possível, faz-se a remoção da variabilidade citada testando cada penetrador por vez em cada uma de 4 placas metálicas, conforme Tabela 7.

Tabela 7 Dados do ensaio de dureza para cada placa e cada penetrador avaliado

| Tipo de Penetrador | Placa (Bloco) | | | |
|--------------------|---------------|-----|------|------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 1 | 9,3 | 9,4 | 9,6 | 10,0 |
| 2 | 9,4 | 9,3 | 9,8 | 9,9 |
| 3 | 9,2 | 9,4 | 9,5 | 9,7 |
| 4 | 9,7 | 9,6 | 10,0 | 10,2 |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

A análise de variância pode ser vista na Tabela 8. Considerando $\alpha = 0,05$, o valor crítico de F é $F_{0,05;3;9} = 3,86$. Como $14,44 > 3,86$, é possível concluir que o tipo de penetrador afeta a leitura média da dureza testada. O valor P , também, é muito pequeno. Além disso, as placas metálicas parecem ser significativamente distintas, pois o quadrado médio dos blocos é grande em relação ao erro.

Tabela 8 Análise de Variância do Experimento do Teste de Dureza com DBC

| Fonte de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | F_o | Valor P |
|------------------------------------|--------------------|--------------------|----------------|-------|---------|
| Tratamento (tipo de penetrador) | 38,50 | 3 | 12,83 | 14,44 | 0,0009 |
| Blocos (placa) | 82,50 | 3 | 27,50 | | |
| Erro | 8,00 | 9 | 0,89 | | |
| Total | 129,00 | 15 | | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

É interessante e útil simular os resultados encontrados caso não tivesse sido utilizado o controle local. Se o delineamento realizado fosse inteiramente casualizado, as conclusões seriam bastante diferentes. Se tomássemos as 4 placas, e cada uma tivesse aleatoriamente associada aos penetradores, os resultados obtidos seriam os da Tabela 9.

Vale ressaltar que tal procedimento não é rigorosamente correto. Aproveitar dados obtidos, após o uso de controle local, considerando como se fossem inteiramente casualizados, interfere em um dos princípios básicos da experimentação, que é a aleatoriedade. Apesar disso, faremos a análise citada apenas para que avaliemos a interferência do uso dos blocos neste exemplo.

Tabela 9 Análise de Variância do Experimento do Teste de Dureza com DIC

| Fonte de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | F_o |
|--------------------------|---------------------------|---------------------------|-----------------------|-------------------------|
| Tipo de penetrador | 38,50 | 3 | 12,83 | 1,70 |
| Erro | 90,50 | 12 | 7,54 | |
| Total | 129,00 | 15 | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Como $F_{0,05;3;12} = 3,49$, a hipótese de igualdade das médias nas medidas de dureza dos quatro penetradores não poderia ser rejeitada. Dessa forma, o DBC reduz o ruído nos dados o suficiente para detectar a diferença entre os quatro tipos de penetradores. Tal observação ilustra um ponto importante, se o realizador de um experimento não perceber a necessidade de blocagem, o efeito é o super dimensionamento do erro experimental de tal forma que diferenças entre as médias dos tratamentos podem não ser detectadas.

Segundo Banzatto e Kronka (2006), os DBCs são os experimentos mais usados na pesquisa agropecuária, não apenas pela fácil execução, mas também pela análise de variância sem grande complexidade. Estendendo essa viabilidade

para a indústria, um engenheiro com uma boa fundamentação em Estatística Experimental é capaz de planejar e executar um experimento, além de realizar a análise estatística dos dados de forma consistente e conclusiva.

Ainda de acordo com os mesmos autores, o conceito de blocos aleatorizados completos, também, poderá ser aplicado a blocos incompletos, podendo um mesmo experimento apresentar blocos, inclusive, de diferentes tamanhos. Entretanto, sempre que possível e conveniente, os blocos completos devem ser utilizados.

Na prática, em indústrias de pequeno ou médio porte, o DBC se apresenta como um tipo de delineamento viável e de boa aplicabilidade. Ele agrega a vantagem de poder trabalhar com unidades experimentais heterogêneas e apresentar uma razoável facilidade na execução.

2.5.3 Delineamento em Quadrados Latinos (DQL)

O delineamento em quadrado latino utiliza os três princípios básicos da experimentação: repetição, casualização e controle local, visto que este último é aplicado em duas direções, ou seja, o conceito de bloco é utilizado duas vezes, nas linhas e nas colunas. Neste tipo de experimento, o número de tratamentos "linhas" e "colunas" deve ser igual, conforme exemplificado na Figura 7.

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| E | C | D | A | B |
| A | D | E | B | C |
| C | A | B | D | E |
| D | B | C | E | A |
| B | E | A | C | D |

Figura 7 Croqui simbólico: Quadrado latino 5 x 5

Teoricamente, a distribuição dos tratamentos pelas unidades experimentais do quadrado latino é bastante trabalhosa, porque envolve construir todos os quadrados possíveis daquela dimensão e sortear um deles. Porém, o problema pode ser simplificado, distribuindo-se os tratamentos aleatoriamente pelas linhas ou colunas, de modo que cada tratamento ocorra apenas uma vez em cada linha e em cada coluna e em seguida processar um novo sorteio para linhas e colunas.

O modelo matemático admitido para a análise dos experimentos em quadrado latino é o seguinte:

$$Y_{ijk} = \mu + \beta_j + \gamma_k + \tau_i + \epsilon_{ijk}, \text{ com } i, j, k = 1, 2, \dots, I$$

Sendo:

Y_{ijk} : resposta observada do i -ésimo tratamento na j -ésima linha e k -ésima coluna;

μ : parâmetro que fornece uma informação média da resposta no experimento;

τ_i : efeito do i -ésimo tratamento;

β_j e γ_k : efeitos da j -ésima e k -ésima linhas e colunas, respectivamente;

ϵ_{ijk} : erro experimental associado a i, j, k -ésima unidade experimental.

Como no caso de blocos casualizados completos, para efeito de inferências sobre os parâmetros, os termos do erro são admitidos independente e identicamente distribuídos com distribuição normal de média zero e variância σ^2 . Vale ressaltar que quaisquer dois subscritos i , j e k identificam completamente todas as observações do experimento em quadrado latino, ou seja, a soma em i, j ou i, k ou j, k abrange todas as observações.

A variável resposta para delineamento quadrado latino genérico com k tratamentos em L linhas e J colunas é apresentada na Tabela 10.

Tabela 10 Resposta para o quadrado latino

| Linhas | Colunas | | | | |
|--------|------------------|------------------|-----|------------------------|-----------|
| | 1 | 2 | ... | I | |
| 1 | $A_1(Y_{(1)11})$ | $A_2(Y_{(2)12})$ | ... | $A_I(Y_{(I)1I})$ | $Y_{..1}$ |
| 2 | $A_2(Y_{(2)21})$ | $A_1(Y_{(1)22})$ | ... | $A_{I-1}(Y_{(I-1)2I})$ | $Y_{..2}$ |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | |
| I | $A_I(Y_{(I)I1})$ | $A_3(Y_{(3)I2})$ | ... | $A_1(Y_{(1)II})$ | $Y_{..I}$ |
| TOTAL | $Y_{..1}$ | $Y_{..2}$ | ... | $Y_{..I}$ | $Y_{...}$ |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

O quadro de análise de variância para o delineamento quadrado latino pode ser resumido de acordo com a Tabela 11.

Tabela 11 Análise de variância para o delineamento em quadrado latino

| Fonte de variação | GL | SQ | QM | F |
|--------------------------------|------------------|--------------|-------------|----------------------|
| Linhas | $I - 1$ | SQ_L | QM_L | - |
| Colunas | $I - 1$ | SQ_C | QM_C | - |
| Tratamentos | $I - 1$ | SQ_{Trat} | QM_{Trat} | QM_{Trat}/QM_{Res} |
| Erro experimental (resíduo) | $(I - 1)(I - 2)$ | SQ_{Res} | QM_{Res} | |
| TOTAL | $I^2 - 1$ | SQ_{Total} | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Sendo:

$$SQ_{\text{Total}} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K Y_{ijk}^2 - \frac{Y^2}{I^2};$$

$$SQ_{\text{Linhas}} = \frac{\sum_{j=1}^J Y_{.j}^2}{I} - \frac{Y^2}{I^2};$$

$$SQ_{\text{Colunas}} = \frac{\sum_{k=1}^K Y_{.k}^2}{I} - \frac{Y^2}{I^2};$$

$$SQ_{\text{Trat}} = \frac{\sum_{i=1}^I Y_{i..}^2}{I} - \frac{Y^2}{I^2};$$

$$SQ_{\text{Res}} = SQ_{\text{Total}} - SQ_{\text{Trat}} - SQ_{\text{Linhas}} - SQ_{\text{Colunas}}$$

Os quadrados médios (QM) são obtidos dividindo as somas de quadrados (SQ) pelos correspondentes graus de liberdade, da mesma forma como foi abordado no DIC e no DBC.

Para o teste de hipótese, $H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_r = 0$ versus $H_a: \tau_i \neq 0$ para pelo menos um i , utiliza-se a estatística,

$$F_{\text{Trat}} = \frac{QM_{\text{Trat}}}{QM_{\text{Res}}}.$$

Se $F_{[\alpha; I-1; (I-1)(I-2)]}$ for menor que o F_{trat} , então, rejeita-se H_0 ao nível α de significância e concluindo-se que pelo menos um $\tau_i \neq 0$.

Pelo uso do quadrado latino apresenta-se uma análise numérica mais sensível, sendo a precisão maior que nos desenhos DIC e DBC. Ele, também, parte do pressuposto da ausência de interações entre as duas supostas fontes de heterogeneidade. A consideração de duas fontes de variação, nas linhas e nas colunas, reduz o erro experimental. Em contrapartida, exige uma igualdade entre o número de tratamentos e o de repetições. Por este desenho, também, apresenta-se menos graus de liberdade para o erro experimental que DBC e DIC, promovendo um aumento de sua magnitude. Esta redução nos graus de liberdade é acentuada à medida que diminui o número de tratamentos.

O uso deste delineamento demanda um conhecimento mais específico da experimentação, o que representa um obstáculo a seu uso por parte de uma pequena ou média indústria. Neste caso, tanto a operacionalização do experimento, como a análise estatística preveem a presença de um especialista em projeto e análise de experimentos.

Um exemplo de aplicação foi apresentado por Box, Hunter e Hunter (2005) e traz um experimento realizado para avaliar o efeito de cinco diferentes formulações de uma mistura explosiva (A, B, C, D e E) usada na fabricação de dinamites. A variável resposta de interesse foi a força de explosão. Cada formulação foi misturada de uma batelada de material bruto que era suficiente para apenas cinco testes. As formulações foram preparadas por operários que tinham diferentes habilidades e experiências no processo. Assim, houve duas fontes de perturbação (estranhas) a serem controladas - batelada de material bruto e operário. Os resultados obtidos estão na Tabela 12 e a análise de variância dos dados encontrados foi apresentada na Tabela 13.

Tabela 12 Resultados obtidos no experimento para medir a força da explosão

| Linha / coluna | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|----------------|------|------|------|------|------|
| 1 | A=24 | B=20 | C=19 | D=24 | E=24 |
| 2 | B=17 | C=24 | D=30 | E=27 | A=36 |
| 3 | C=18 | D=38 | E=26 | A=27 | B=21 |
| 4 | D=26 | E=31 | A=26 | B=23 | C=22 |
| 5 | E=22 | A=30 | B=20 | C=29 | D=31 |

Tabela 13 Resumo da análise de variância para o quadrado latino 5 x 5

| Fonte de variação | GL | SQ | QM | F |
|-----------------------------|----|-----|--------------|------|
| Linhas (batelada) | 4 | 68 | 17,00 | - |
| Colunas (operador) | 4 | 150 | 37,00 | - |
| Tratamentos | 4 | 330 | 82,50 | 7,73 |
| Erro experimental (resíduo) | 12 | 128 | 10,67 | |
| TOTAL | 24 | 676 | c.v.= 12,86% | |

Como $F_{(0,05;4;12)} = 3,26$ é menor que 7,73, rejeita-se a hipótese de nulidade ao nível de significância de 5% e conclui-se que o tipo de formulação influencia a força de explosão.

A estimativa do erro padrão de uma média estimada de tratamento é

$$S(\bar{Y}_i) = \sqrt{\frac{10,67}{5}} = 1,46, \text{ logo as médias estimadas da força de explosão e}$$

correspondentes erros padrões e intervalos (individuais) a 95% de confiança são:

$$\bar{Y}_{1..} = 28,6 \pm 1,46 \text{ (25,4; 31,8)}$$

$$\bar{Y}_{2..} = 20,2 \pm 1,46 \text{ (17,0; 23,4)}$$

$$\bar{Y}_{3..} = 22,4 \pm 1,46 \text{ (19,2; 25,6) Obs.: } t_{0,025;12} = 2,179$$

$$\bar{Y}_{4..} = 29,8 \pm 1,46 \text{ (26,6; 33,0)}$$

$$\bar{Y}_{5..} = 26,0 \pm 1,46 \text{ (22,8; 29,2)}$$

A aplicação do procedimento de Tukey para comparações múltiplas (pares de médias), ao nível de significância de 5%, chega-se aos seguintes resultados:

Valor crítico da amplitude estudentizada: $q_{(0,05;5;12)} = 4,508$

Difer. mínima significativa:

$$T_{0,05} = (q_{(0,05;5;12)})S(\bar{y}_i) = (4,508)(1,46) = 6,5817.$$

Tabela 14 Resultado do Teste Tukey

| Tratamento | Média | Grupamento |
|------------|-------|------------|
| D | 29,8 | a |
| A | 28,6 | ab |
| E | 26,0 | abc |
| C | 22,4 | bc |
| B | 20,2 | c |

Este tipo de delineamento termina por exigir um pouco mais para sua realização. Tanto no momento da execução do experimento propriamente dito, como na análise dos dados obtidos, há uma demanda por um conhecimento mais específico, exclusivo de profissionais que conheçam a Estatística Experimental de forma um pouco mais aprofundada.

Comparada com o DBC no seu formato mais simples, o Quadrado Latino se apresenta como uma opção menos vantajosa que a primeira, em especial quando se trata de contextos produtivos com menos acesso a conhecimentos estatísticos mais específicos.

2.5.4 Experimentos Fatoriais

Muitos experimentos envolvem a análise dos efeitos de dois ou mais fatores em um processo. Um experimento fatorial é aquele em que os tratamentos são formados por todas as possíveis combinações dos níveis dos

fatores envolvidos. Os diversos fatores podem ser analisados de forma individual, quando os efeitos das interações entre eles terminam desprezados, ou de forma cruzada, quando, além dos efeitos principais de cada fator, tais interações são analisadas adequadamente.

A estratégia de experimentação um-fator-por-vez consiste em modificar os níveis de um fator específico a cada teste, enquanto os demais permanecem fixos (MONTGOMERY, 2009; WU; HAMADA, 2009; CZITROM, 1999; DANIEL, 1994). A crítica a essa estratégia é que ela não estima, satisfatoriamente, os efeitos fatoriais, em especial o das interações (SUDARSANAM; FREY, 2011; BOX; HUNTER; HUNTER, 2005; MONTGOMERY, 2004). Segundo Montgomery (2009) e Mason, Gunst e Hess (2003), o efeito de interação ocorre quando o efeito de um fator sobre a variável resposta depende dos níveis de outros fatores.

Alternativamente ao uso da estratégia um-fator-por-vez no estudo da influência de dois ou mais fatores na variável resposta, indica-se o planejamento de experimentos fatoriais (BOX; HUNTER; HUNTER, 2005; MONTGOMERY, 2004; CZITROM, 1999).

Ratificando esta ideia, em experimentos industriais, geralmente, o interesse mais comum é estudar o efeito de mais de um fator, pois são diversas as variáveis que podem influenciar nos processos. Segundo Tanco et al. (2008) e Czitrom (1999), a estratégia de experimentação um-fator-por-vez é utilizada inadequadamente em algumas indústrias, mesmo quando se deseja verificar a influência de diversos fatores em um processo. E esse objetivo pode ser comprometido no momento em que este tipo de experimentação despreza as interações existentes entre os fatores.

Ensaio fatoriais são, portanto, aqueles que envolvem combinações entre dois ou mais fatores estudados a diferentes níveis. Quando se consideram todas

as combinações possíveis, há um plano fatorial completo, caso contrário um fatorial incompleto ou fracionado.

Experimentos fatoriais são muito utilizados, especialmente na indústria (OLGUIN; FEARN, 1997). Esses autores ratificam sua vantagem em relação aos experimentos com um fator de cada vez pelo mesmo motivo citado. Por se tratarem de uma classe extremamente importante, os experimentos fatoriais 2^k , caso em que todos os fatores possuem dois níveis, destacam-se dentre os planos fatoriais (MONTGOMERY, 2004) e serão exemplificados neste trabalho. Estes planos permitem uma análise estatística bastante simplificada, possibilitando sua utilização em indústrias com poucos recursos mesmo sem a presença de um especialista. Além disso, eles formam a base para outros planos experimentais de grande utilidade.

Wu e Hamada (2009) e Czitrom (1999) reforçam a vantagem de se planejar um experimento fatorial, no lugar de analisar um-fator-por-vez. Segundo eles, é a maneira mais eficaz de determinar a influência de dois ou mais fatores sobre a variável resposta, porque:

- a) Requer menos recursos (experimentos, tempo, material) para a quantidade de informação obtida;
- b) As estimativas dos efeitos fatoriais são mais precisas, pois permite o uso de mais observações;
- c) O efeito das interações entre os fatores pode ser estimado sistematicamente;
- d) Obtêm-se informações para uma região experimental maior.

E essas características tornam os experimentos fatoriais uma ferramenta capaz de ser utilizada de forma eficiente e viável na indústria. As possibilidades de melhoria dos processos, associada à relativa facilidade de execução e análise

dos dados, tornam-na factível na maioria das indústrias, mesmo de pequeno porte. Essa constatação ratifica a demanda por uma técnica experimental exequível, seguida de uma análise estatística que dispense técnicas ou desafios matemáticos muito exigentes (ILZARBE et al., 2008).

A possibilidade de analisar mais de um fator por vez, inclusive com as prováveis interações comuns nos processos industriais, ratificam as potencialidades desse modelo de experimento no âmbito industrial.

Os experimentos fatoriais são, em geral, os mais utilizados nas indústrias, segundo Ilzarbe et al. (2008). E seu uso está diretamente relacionado à sua simplicidade. Esses autores apresentaram uma importante pesquisa em que foram analisados 77 projetos de experimentos práticos aplicados na área de engenharia. Os resultados desses experimentos haviam sido publicados em importantes revistas científicas da área e observou-se que mais da metade (58%) tiveram como objetivo verificar de que forma as variáveis selecionadas e seus fatores afetaram o processo. Eles perceberam, também, a predominância de experimentos com poucos fatores, sendo pouco mais de 70% com, no máximo, 5 fatores e uma média de 5,06 fatores por experimento.

Reforçando o posicionamento de Wu e Hamada (2009), em experimentos fatoriais, obtêm-se informações para uma região experimental maior, porque cada efeito fatorial é calculado sobre todas as combinações possíveis dos níveis dos outros fatores, o que não necessariamente ocorre com a estratégia um-fator-por-vez.

Em um experimento fatorial, os tratamentos cujos efeitos são comparados, compreendem todas as combinações de 2 ou mais fatores, sendo cada um analisado em dois ou mais níveis. Pelos resultados de um experimento fatorial são esclarecidas informações acerca não apenas do efeito médio de cada fator, mas também sobre a maneira como os efeitos de cada fator variam com as mudanças dos outros fatores. E essas informações são especialmente importantes

quando os efeitos dos diferentes fatores não são aditivos, pois, neste caso, segundo Williams (1952), apenas os experimentos fatoriais são capazes de elucidar de que forma ocorrem as interações entre os diversos fatores analisados.

Como já abordado, os experimentos fatoriais podem apresentar vários fatores, e cada um pode apresentar diversos níveis. O número de tratamentos pode ser muito grande, pois depende das quantidades de fatores e níveis a serem analisados. Se considerarmos apenas 2 fatores, sendo um fator A com a níveis e outro B com b níveis, então, cada replicação contém ab combinações possíveis. Percebe-se, dessa forma, que uma experimentação com muitos fatores, mesmo com poucos níveis cada um deles, pode representar um processo trabalhoso e, principalmente, dispendioso, o que demanda um experimento pertinente e muito bem planejado de forma antecipada.

Segundo Yang (2008), após muitos anos de aplicação fatorial, inclusive na indústria, verifica-se que efeitos das interações de alta ordem, ou seja, entre três ou mais fatores, raramente são significativos. Na maioria dos estudos de casos experimentais, somente efeitos principais e interações de dois fatores são significativos. Essa informação permite uma importante, e muitas vezes necessária redução no número de combinações a serem analisadas, caracterizando o que se chama de experimentos fatoriais fracionados.

Na presença de efeitos estatisticamente significativos nas interações entre os fatores, os efeitos principais destes fatores não têm muito significado prático, independente de eles serem significativos ou não. Na presença de interação significativa de dois fatores, é necessário que se examine o efeito de um fator em cada nível do outro fator (denominados, às vezes, de efeitos simples). Pode ocorrer que o efeito principal (ou efeito médio) de um fator não seja, estatisticamente significativo, porque os efeitos simples dependem do nível do outro fator. Assim, quando se estudam os efeitos simples, eles podem ser

significativos, mesmo quando o efeito principal não tenha revelado significância (BOX, HUNTER; HUNTER, 2005)

Por meio dos efeitos das interações, é possível verificar se um fator é independente ou não do(s) outro(s). Se o efeito da interação não for estatisticamente significativo, conclui-se que os fatores são independentes, isto é, o comportamento de um fator independe dos níveis do(s) outro(s) fator(es), e aí são válidas as conclusões separadas para cada fator. Se, porém, houver significância para a interação, conclui-se que um fator é dependente dos níveis do(s) outro(s). Nessas condições, deve-se estudar o comportamento do fator dentro de cada nível do outro.

Conforme mencionado, os fatores envolvidos num plano fatorial podem ter efeitos independentes ou associados (com interação) sobre as características (variáveis respostas) de interesse. As vantagens e desvantagens dos planos fatoriais para as duas situações estão sumarizadas no Quadro 6.

| | Fatores independentes | Fatores associados |
|--------------|--|--|
| Vantagens | Economia de tempo, material e maior precisão nas estimativas dos efeitos principais. | Possibilitam o estudo de efeitos principais e interações. |
| Desvantagens | Quando o número de fatores e/ou níveis cresce muito, há dificuldade na execução do experimento e o erro padrão por unidade experimental, também, cresce. | Dificuldade de interpretação dos resultados e aumento rápido do número de tratamentos. |

Quadro 6 Vantagens e desvantagens dos planos fatoriais

Montgomery (2004) generaliza o efeito de um fator como a mudança na resposta produzida por uma mudança no nível do fator. Isso é chamado efeito principal, porque se refere aos fatores principais no estudo. Considerando apenas dois níveis de fatores, baixo e alto, representados, respectivamente, por “-“ e “+”, o efeito principal do fator A é a diferença entre a resposta média no nível

alto de A e a resposta média do nível baixo de A. Vale salientar que é muito comum utilizar apenas dois níveis de fatores, a fim de evitar uma quantidade muito grande de combinações e essa opção, normalmente, é suficiente para se conseguir extrair conclusões importantes e aplicáveis na melhoria do processo.

Alguns tipos especiais de planejamentos fatoriais são muito úteis no desenvolvimento e melhoria de processos. Um deles é o planejamento com k fatores, cada um com dois níveis, que podem ser quantitativos – como valores de temperatura, pressão ou tempo – ou qualitativos – tipo de máquina ou operador (MONTGOMERY, 2009). Experimentos com k fatores, e com apenas dois níveis cada, são representados por 2^k .

Os planejamentos fatoriais 2^k , conforme Box, Hunter e Hunter (2005), possuem algumas vantagens, entre elas a capacidade de proporcionar uma análise bastante simplificada, o que se conjuga bem com a proposta dessa pesquisa em analisar a viabilidade de realização de experimentos em indústrias de pequeno ou médio porte. Além disso, eles servem de base para muitos outros planejamentos úteis, como os fatoriais fracionados 2^{k-p} e os experimentos fatoriais confundidos em blocos, que serão abordados em seguida (MONTGOMERY, 2009).

Em um caso geral da experimentação fatorial de dois fatores, y_{ijk} é a resposta observada do i -ésimo nível do fator A ($i = 1; 2; \dots; a$) e do j -ésimo nível do fator B ($j = 1; 2; \dots; b$) para a k -ésima réplica ($k = 1; 2; \dots; n$). Geralmente os dados observados aparecem como no Quadro 7 abaixo. E as abn observações são corridas em ordem aleatória, portanto, esse fatorial com dois fatores é um planejamento completamente aleatorizado, atendendo a um dos princípios básicos da experimentação.

| | | Fator B | | | |
|---------|---|---|---|-----|---|
| | | 1 | 2 | ... | B |
| Fator A | 1 | $y_{111}, y_{112},$ \dots, y_{11n} | $y_{121}, y_{122},$ \dots, y_{12n} | | $y_{1b1}, y_{1b2},$ \dots, y_{1bn} |
| | 2 | $y_{211}, y_{212},$ \dots, y_{21n} | $y_{221}, y_{222},$ \dots, y_{22n} | | $y_{2b1}, y_{2b2},$ \dots, y_{2bn} |
| | ⋮ | | | | |
| | a | $y_{a11}, y_{a12},$ \dots, y_{a1n} | $y_{a21}, y_{a22},$ \dots, y_{a2n} | | $y_{ab1}, y_{ab2},$ \dots, y_{abn} |

Quadro 7 Arranjo dos dados para um Planejamento Fatorial com Dois Fatores
Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Em um experimento fatorial, as observações podem ser descritas por mais de um modelo. O modelo de efeitos fixos é dado por:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \epsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (23)$$

em que μ é o efeito médio global, τ_i é o efeito de i -ésimo nível do fator A, β_j é o efeito do j -ésimo nível do fator B, $(\tau\beta)_{ij}$ é o efeito da interação entre os fatores A e B e ϵ_{ijk} é um componente do erro aleatório. Ambos os fatores são considerados como fixos, e os efeitos dos tratamentos são assumidos como desvios da média geral, assim $\sum_{i=1}^a \tau_i = 0$ e $\sum_{j=1}^b \beta_j = 0$. De forma similar, as interações entre os efeitos são definidas como nulas $\sum_{i=1}^a (\tau\beta)_{ij} = \sum_{j=1}^b (\tau\beta)_{ij} = 0$.

Nos modelos fatoriais de dois fatores, tanto os fatores das linhas quanto das colunas precisam ser analisados. Existe o interesse em testar hipóteses acerca da igualdade dos efeitos dos tratamentos nas linhas,

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$$

$$H_1: \text{pelo menos um } \tau_i \neq 0$$

e, também, da igualdade dos efeitos dos tratamentos das colunas:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_b = 0$$

$$H_1: \text{pelo menos um } \beta_j \neq 0$$

Vamos representar por $y_{i..}$ as observações do i -ésimo nível do fator A, $y_{.j}$ representa o total de observações do nível j do fator B, $y_{ij.}$ representa as observações da ij repetição, e $y_{...}$ é o total de observações. Expressando, matematicamente, inclusive, cada média, temos:

$$y_{i..} = \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n y_{ijk} \quad \bar{y}_{i..} = \frac{y_{i..}}{bn} \quad i = 1, 2, \dots, a$$

$$y_{.j.} = \sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^n y_{ijk} \quad \bar{y}_{.j.} = \frac{y_{.j.}}{an} \quad j = 1, 2, \dots, b \quad (24)$$

$$y_{ij.} = \sum_{k=1}^n y_{ijk} \quad \bar{y}_{ij.} = \frac{y_{ij.}}{n} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \end{array}$$

$$y_{...} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n y_{ijk} \quad \bar{y}_{...} = \frac{y_{...}}{abn}$$

E como os 6 produtos cruzados no segundo membro da igualdade são nulos, a soma de quadrados totais corrigida pode ser dada por:

$$\begin{aligned}
 \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (y_{ijk} - \bar{y}_{...})^2 &= \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n [(\bar{y}_{i..} - \bar{y}_{...}) + (\bar{y}_{.j.} - \bar{y}_{...}) \\
 &\quad + (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}_{...}) + (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.})]^2 \\
 &= bn \sum_{i=1}^a (\bar{y}_{i..} - \bar{y}_{...})^2 + an \sum_{j=1}^b (\bar{y}_{.j.} - \bar{y}_{...})^2 \\
 &\quad + n \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}_{...})^2 \\
 &\quad + \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^n (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.})^2
 \end{aligned}$$

A soma total dos quadrados pode ser representada, também, de forma simbólica:

$$SQ_T = SQ_A + SQ_B + SQ_{AB} + SQ_E$$

Que correspondem, na ordem em que aparecem no segundo membro, à soma dos quadrados em virtude do fator A, do fator B, da interação entre A e B e do erro. Lembrando que, se não houver pelo menos duas repetições, não há soma dos quadrados em razão do erro.

O número de graus de liberdade, associado a cada soma dos quadrados, é dado na Tabela 15.

Tabela 15 Graus de Liberdade das Somas dos Quadrados

| Efeitos | Graus de liberdade |
|----------------|---------------------------|
| A | $a - 1$ |
| B | $b - 1$ |
| Interação AB | $(a - 1)(b - 1)$ |
| Erro | $ab(n - 1)$ |
| Total | $abn - 1$ |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Cada soma dos quadrados, dividida por seus graus de liberdade, é uma quadrado médio. O valor esperado de cada quadrado médio é:

$$E(QM_A) = E\left(\frac{SQ_A}{a-1}\right) = \sigma^2 + \frac{bn \sum_{i=1}^a \tau_i^2}{a-1}$$

$$E(QM_B) = E\left(\frac{SQ_B}{b-1}\right) = \sigma^2 + \frac{an \sum_{j=1}^b \beta_j^2}{b-1}$$

$$E(QM_{AB}) = E\left(\frac{SQS_{AB}}{(a-1)(b-1)}\right) = \sigma^2 + \frac{n \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b (\tau\beta)_{ij}^2}{(a-1)(b-1)}$$

e

$$E(QM_E) = E\left(\frac{SQ_E}{ab(n-1)}\right) = \sigma^2$$

É possível perceber que, se a hipótese nula de inexistência de efeitos entre os tratamentos, ou de interação for verdadeira, todos os quadrados médios serão iguais a σ^2 . Entretanto, se houver diferenças entre os efeitos dos tratamentos, então, o quadrado médio do efeito de A ou de B será maior que o quadrado médio do erro. Dessa forma, para resumir a análise de variância, utilizamos a tabela seguinte.

Tabela 16 Análise de Variância de Fatorial com Dois Fatores e Modelo de Efeitos Fixos

| Fontes de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | F_0 |
|--------------------|--------------------|--------------------|--|------------------------------|
| Tratamento A | SQ_A | $a - 1$ | $QM_A = \frac{SQ_A}{a - 1}$ | $F_0 = \frac{QM_A}{QM_E}$ |
| Tratamento B | SQ_B | $b - 1$ | $QM_B = \frac{SQ_B}{b - 1}$ | $F_0 = \frac{QM_B}{QM_E}$ |
| Interação | SQ_{AB} | $(a - 1)(b - 1)$ | $QM_{AB} = \frac{SQ_{AB}}{(a - 1)(b - 1)}$ | $F_0 = \frac{QM_{AB}}{QM_E}$ |
| Erro | SQ_E | $ab(n - 1)$ | $QM_E = \frac{SQ_E}{ab(n - 1)}$ | |
| Total | SQ_T | $abn - 1$ | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Dessa forma, se considerarmos o modelo dos efeitos fixos adequado, e que o erro ε_{ijk} é normal e independentemente distribuído com variância constante σ^2 , então, as razão dos quadrados médios QM_A/QM_E , QM_B/QM_E e QM_{AB}/QM_E possuem distribuição F com $a-1$, $b-1$, e $(a-1)(b-1)$ graus de liberdade, respectivamente, para os numeradores das frações e $ab(n-1)$ graus de liberdade para o denominador.

O algebrismo apresentado corresponde a um experimento fatorial de apenas dois fatores A e B, com a e b níveis, respectivamente. Mas os cálculos e as fórmulas utilizadas podem ser generalizados para experimentos com mais fatores. As fontes de variação, por exemplo, são cada um dos fatores, isoladamente, juntamente com todas as interações possíveis entre eles.

Em um plano fatorial genérico completo com A, B, ..., K fatores, cada um com n_a, n_b, \dots, n_k níveis, executado no delineamento experimental básico inteiramente casualizado, com n_t repetições por tratamento, o quadro da ANOVA com as causas de variação e correspondentes graus de liberdade, tem estrutura apresentada no quadro 08.

| Causas de variação | Graus de liberdade |
|-------------------------------|---|
| Fator A | $n_a - 1$ |
| Fator B | $n_b - 1$ |
| Interação A x B | $(n_a - 1)(n_b - 1)$ |
| Fator C | $n_c - 1$ |
| Interação A x C | $(n_a - 1)(n_c - 1)$ |
| Interação B x C | $(n_b - 1)(n_c - 1)$ |
| Interação A x B x C | $(n_a - 1)(n_b - 1)(n_c - 1)$ |
| | |
| Interação A x B x C x ... x K | $(n_a - 1)(n_b - 1)(n_c - 1) \dots (n_k - 1)$ |
| Resíduo | $N - T$ |
| Total | $N - 1$ |

Quadro 8 Estrutura da Análise de Variância com K Fatores

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Sendo $T = n_a n_b n_c \dots n_k =$ número de tratamentos, que corresponde ao número de combinações de fatores e níveis, e $N = n_1 + n_2 + \dots + n_t$, que é o número total de observações no experimento.

Apesar da percepção de que os cálculos são um pouco mais trabalhosos que aqueles apresentados para apenas dois fatores, a parte teórica é a que menos dificulta a realização de um experimento com muitos fatores. A operacionalização de um experimento deste tipo é que termina por dificultar sua

execução, que, em alguns casos, pode tornar-se inviável. A obtenção de todas as configurações possíveis, que combinem os diversos níveis dos fatores, agravado pela necessidade, na maioria dos casos, da realização de repetições, pode impossibilitar a concretização do que foi delineado na etapa de planejamento (MASON; GUNST; HESS, 2003).

Vale lembrar que os planos ou esquemas fatoriais não são delineamentos, e, sim, uma combinação de fatores e níveis formando a estrutura de tratamentos. Os planos ou esquemas fatoriais podem ser executados em qualquer um dos delineamentos (ou desenhos) experimentais básicos, como inteiramente casualizado, blocos casualizados completos (ou incompletos), quadrado latino, entre outros. É necessário apenas que sejam incluídos no modelo os parâmetros referentes aos efeitos de blocos, linhas e colunas, dentre outros.

Um exemplo, apresentado por Montgomery (2009), que ilustra muito bem a utilização de um experimento fatorial na indústria, particularmente envolvendo dois fatores, é o de um engenheiro que deseja desenvolver uma bateria sujeita a grandes variações de temperatura. O único parâmetro sob o qual ele pode interferir é a escolha do material a ser utilizado na caixa da bateria, e ele tem três opções.

Depois que o instrumento é fabricado e embarcado para ser distribuído, não há mais controle sobre a variação das temperaturas a que a bateria estará sujeita. E imagina-se, por experiência, que a temperatura afeta a vida útil da bateria.

Como a temperatura pode ser controlada no desenvolvimento do produto em laboratório, o engenheiro resolve testar os três materiais das placas da bateria, associados a três níveis de temperatura: 15, 70 e 125 °F. Ele fez 4 repetições para cada tratamento, realizando, de forma aleatória, 36 testes cujos valores obtidos estão na Tabela 17.

Tabela 17 Dados da vida útil (em horas) obtidos do experimento da bateria

| Tipo de Material | Temperatura (°F) | | | | | |
|------------------|------------------|-----|-----|-----|-----|-----|
| | 15 | | 70 | | 125 | |
| 1 | 130 | 155 | 34 | 40 | 20 | 70 |
| | 74 | 180 | 80 | 75 | 82 | 58 |
| 2 | 150 | 188 | 136 | 122 | 25 | 70 |
| | 159 | 126 | 106 | 115 | 58 | 45 |
| 3 | 138 | 110 | 174 | 120 | 96 | 104 |
| | 168 | 160 | 150 | 139 | 82 | 60 |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

A análise de variância desse experimento aparece na tabela 18. Como $F_{0,05;4;4,27} = 2,73$, pode-se afirmar que existe interação significativa entre o tipo de material e a temperatura. Além disso, $F_{0,05;2;27} = 3,35$ indica que os efeitos principais do tipo de material e da temperatura, também, são significativos.

Tabela 18 Análise de Variância dos Dados da Vida Útil da Bateria

| Fonte de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | <i>F</i> | Valor p |
|-------------------|--------------------|--------------------|----------------|----------|---------|
| Tipo de Material | 10.683,70 | 2 | 5.341,80 | 7,91 | 0,0020 |
| Temperatura | 39.118,70 | 2 | 19.539,30 | 28,97 | 0,0001 |
| Interação | 9.613,78 | 4 | 2.403,40 | 3,56 | 0,0186 |
| Erro | 18.230,75 | 27 | 675,210 | | |
| Total | 77.646,97 | 35 | | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

O teste F significativo, para mais que dois tratamentos, permite –nos apenas tirar conclusões muito gerais quanto ao comportamento dos tratamentos. Indicam que entre eles existem efeitos diferentes sobre a variável analisada, nada nos informando sobre quais os melhores tratamentos.

Para verificar quais os melhores tratamentos, uma das maneiras é a utilização dos procedimentos para comparações múltiplas ou testes de comparações de médias dos tratamentos. Estes testes não serão abordados nesta pesquisa para evitar uma dispersão dos objetivos propostos, mas ficam como sugestão para futura pesquisa.

A Tabela 18, juntamente com Figura 8, permite conclusões acerca dos resultados da análise. A falta de paralelismo, por exemplo, indica a presença de interações significativas entre os fatores.

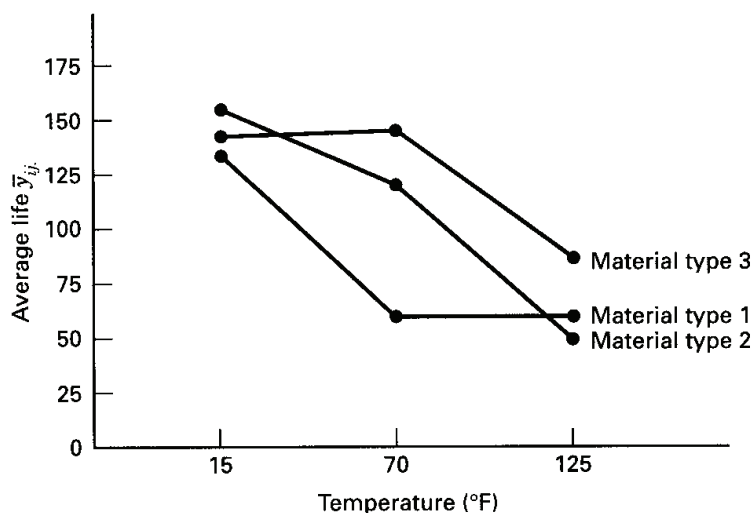


Figura 8 Gráfico do tipo de Material e Temperatura X Vida Útil da Bateria

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Este exemplo, com apenas dois fatores, pode ser estendido para um caso geral em que existem a níveis do fator A, b níveis do fator B, c níveis do fator C,

e assim por diante, organizados em um experimento fatorial. Se os fatores forem fixos, podemos formular e verificar hipóteses sobre os efeitos principais e suas interações. Para um modelo de efeitos fixos, os testes estatísticos, para cada efeito principal e suas interações, podem ser obtidos dividindo o quadrado médio do efeito ou interação pelo quadrado médio do erro.

O ajuste de uma curva ou superfície de resposta para os níveis dos fatores quantitativos pode ser útil. O realizador do experimento tenta encontrar uma equação que associe, algebricamente, a resposta ao fator. Esta equação pode ser utilizada, por exemplo, para interpolação de pontos. Em geral, métodos de regressão linear são utilizados para ajustar esses modelos aos dados experimentais. Esse procedimento será abordado, ainda, nesta pesquisa.

A utilização de uma experimentação fatorial, também, pode demandar a necessidade de realização do controle local. Segundo Montgomery (2009), a presença de fatores perturbadores pode requerer a necessidade de formação de blocos, que podem estar associados aos modelos fatoriais, o que significa realizar um delineamento em blocos casualizados analisando fatores.

Um modelo que exemplifica essa associação entre o modelo fatorial e a blocagem é dado por:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \delta_k + \epsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (26)$$

sendo esta equação igual a 23, apenas com o acréscimo do efeito δ_k do k -ésimo bloco. Na expressão assume-se que as interações entre blocos e tratamentos são desprezíveis, o que já havia sido previamente assumido na análise do delineamento em blocos casualizados. Se estas interações existissem, elas não poderiam ser isoladas do componente do erro. De fato, o componente do erro

neste modelo corresponde às interações $(\tau\delta)_{ik}$, $(\beta\delta)_{jk}$ e $(\tau\beta\delta)_{ijk}$. A tabela da análise de variância desse modelo está apresentada a seguir.

Tabela 19 Análise de Variância para um fatorial de dois fatores em um DBC

| Fonte de Variação | Soma dos Quadrados | Graus de Liberdade | Esperança do Quad. Médio | F_0 |
|-------------------|---|--------------------|--|------------------------|
| Blocos | $\frac{1}{ab} \sum_k y_{..k}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$ | $n - 1$ | $\sigma^2 + ab\sigma_\delta^2$ | |
| A | $\frac{1}{bn} \sum_i y_{i..}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$ | $a - 1$ | $\sigma^2 + \frac{bn \sum \tau_i^2}{a - 1}$ | $\frac{MS_A}{MS_E}$ |
| B | $\frac{1}{an} \sum_j y_{.j.}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$ | $b - 1$ | $\sigma^2 + \frac{an \sum \beta_j^2}{b - 1}$ | $\frac{MS_B}{MS_E}$ |
| AB | $\frac{1}{n} \sum_i \sum_j y_{ij.}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn} - SS_A - SS_B$ | $(a - 1)(b - 1)$ | $\sigma^2 + \frac{n \sum \sum (\tau\beta)_{ij}^2}{(a - 1)(b - 1)}$ | $\frac{MS_{AB}}{MS_E}$ |
| Erro | Subtração | $(ab - 1)(n - 1)$ | σ^2 | |
| Total | $\sum_i \sum_j \sum_k y_{ijk}^2 - \frac{y_{...}^2}{abn}$ | $abn - 1$ | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Para exemplificar este modelo, será apresentado o caso de um engenheiro que deseja melhorar a capacidade de detecção de alvos de um radar. Ele considera que dois fatores são importantes nessa capacidade: o nível de

elementos identificados no radar, e o outro, é o tipo de filtro colocado sobre a tela. Um experimento é planejado usando três níveis de concentração e dois tipos de filtro. Quatro operadores do radar foram utilizados como blocos.

O modelo linear para esse experimento é:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \delta_k + \epsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1,2,3 \\ j = 1,2 \\ k = 1,2,3,4 \end{cases}$$

Os resultados observados no experimento estão apresentados na tabela abaixo.

Tabela 20 Nível da intensidade de detecção do radar

| Operadores (blocos) | 1 | | 2 | | 3 | | 4 | |
|------------------------|-----|----|-----|----|-----|----|----|----|
| Tipo de filtro | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| Nível de identif. | | | | | | | | |
| Baixo | 90 | 86 | 96 | 84 | 100 | 92 | 92 | 81 |
| Médio | 102 | 87 | 106 | 90 | 105 | 97 | 96 | 80 |
| Alto | 114 | 93 | 112 | 91 | 108 | 95 | 98 | 83 |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

A análise de variância está apresentada na Tabela 21.

Tabela 21 Análise de Variância dos dados de detecção do radar

| Fontes de Variação | Soma de Quadrados | Graus de Liberdade | Quadrado Médio | F_0 | Valor p |
|--------------------|-------------------|--------------------|----------------|-------|---------|
| Nível de identif. | 335,58 | 2 | 167,79 | 15,13 | 0,0003 |
| Tipo de Filtro | 1066,67 | 1 | 1066,67 | 96,19 | <0,0001 |
| Interação | 77,08 | 2 | 38,54 | 3,48 | 0,0573 |
| Blocos | 402,17 | 3 | 134,06 | | |
| Erro | 16,33 | 15 | 11,09 | | |
| Total | 2047,83 | 23 | | | |

A análise do valor p indica que ambos os fatores são significativos ao nível de 1%, enquanto a interação só é significativa ao nível de 10%. Dessa forma, pode-se concluir que o nível de identificação e o tipo de filtro usado no radar são fatores que afetam a habilidade do operador em detectar o alvo, e que existe evidência de alguma interação entre os fatores.

Esses exemplos reforçam a viabilidade de realização de experimentos desse tipo em indústrias, desde que técnicos capacitados realizem os planejamentos de forma adequada e as análises tenham consistência estatística capazes de validar as conclusões.

A grande desvantagem deste tipo de plano experimental é que o aumento do número de níveis por fator, ou mesmo o aumento do número de fatores, provoca um crescimento muito rápido do número de tratamentos ou combinações, trazendo problemas quanto à homogeneidade do material experimental e tornando o experimento fatorial completo, em alguns casos, pouco prático.

Como alternativas para contornar esse tipo de problema e que, ainda, serão discutidas nesta pesquisa, tem-se o uso de:

- a) fatorial não repetido;
- b) técnica de confundimento;

- c) planos fatoriais fracionados.

2.5.4.1 Experimento fatorial não repetido

Como já abordado, o número de tratamentos cresce rapidamente à medida que se aumenta o número de fatores considerados e/ou de níveis de cada fator. Por isso, algumas vezes o experimento pode ser muito caro, ou até mesmo inviável, caso o número de tratamentos seja muito elevado. Conforme Montgomery (2009), os recursos disponíveis para experimentos são, muitas vezes, escassos, de tal forma que, quando o número de tratamentos é muito grande, fica inviável realizar experimentos fatoriais completos e com repetições.

Esta colocação se afina bastante com a realidade encontrada nas indústrias, de uma maneira geral, mas, principalmente, com as menores. Se a realização de um experimento já se configura um grande desafio, mesmo quando são necessárias poucas medições, quiçá nos casos de muitos fatores e níveis diferentes. Se a proposta é viabilizar a adoção da experimentação como uma técnica acessível, alguma estratégia precisa ser utilizada para minimizar o número de medições dos experimentos propostos.

Ainda segundo Montgomery (2009), experimentos fatoriais com uma só observação para cada tratamento são denominados fatoriais não repetidos, ou não replicados, e representam uma das saídas mais indicadas no caso de experimentos fatoriais com muitos fatores, ou aqueles cuja realização de forma completa seja inviável.

Uma abordagem para analisar esse tipo de experimento consiste em considerar o princípio da escassez de efeitos, que é a suposição de que os efeitos das interações de ordem superiores são não significativos. Parte-se da hipótese de que o somatório das somas de quadrados dos efeitos das interações é insignificante, e o restante da análise é conduzido normalmente. Mas essa

suposição demanda a avaliação de um número maior de fatores, de forma que existam interações múltiplas com boas chances de serem não significativas.

De acordo com Nóbrega e Vivacqua (2010), sem replicação, não é possível obter uma estimativa direta da variabilidade do erro para julgar a significância dos efeitos. Neste caso, podemos utilizar um dos recursos para avaliar a magnitude dos efeitos dos fatores: o gráfico de probabilidade normal (*full-normal plot*) ou o gráfico de probabilidade seminormal (*half-normal plot*).

A ideia de um gráfico de probabilidade é comparar duas distribuições de probabilidade: a função de distribuição da amostra (também chamada de distribuição empírica) com uma função de distribuição teórica (também chamada de distribuição hipotetizada). Quando a função teórica escolhida é a distribuição normal, o gráfico é chamado de gráfico de probabilidade normal. Neste gráfico, os pares ordenados são representados pelos valores observados na amostra e seus respectivos quantis na distribuição normal. Se o conjunto de pontos marcados segue um padrão linear, então, há fortes evidências para se concluir que a distribuição normal serve como um modelo plausível para explicar a população que produziu a amostra. Nesse caso, o intercepto da reta e sua inclinação indicam, respectivamente, a média e o desvio padrão da população da qual a amostra foi obtida. Embora sejam procedimentos estatísticos informais, uma vez que sua interpretação é visual e subjetiva, segundo Nóbrega e Vivacqua (2010), os gráficos de probabilidade normal têm o seu valor, pois são úteis para: verificar a normalidade das amostras, detectar a existência de valores discrepantes nos dados, julgar a significância dos efeitos nos planos fatoriais, assim como também identificar restrições na aleatorização.

Daniel (1959) propôs a utilização do gráfico de probabilidade seminormal do módulo das estimativas dos efeitos, para verificá-los quanto a sua significância, nos experimentos fatoriais 2^k não repetidos. No entanto, Daniel (1976) e Box e Meyer (1986) admitiram que o gráfico de probabilidade normal

fosse mais útil do que o seminormal, pois este último é menos capaz de revelar discrepância de pressuposições, tal como a homocedasticidade.

Como exemplo, será apresentado um experimento fatorial 2^4 não repetido, com as estimativas dos efeitos fatoriais apresentadas na Tabela 22 e o gráfico de probabilidade normal na Figura 9.

Tabela 22 Estimativa de efeitos fatoriais de experimento fatorial 2^4 não repetido

| | | | | | |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Efeito | A | B | C | D | AB |
| Estimativa | -4,28 | 0,14 | 5,7 | 3,01 | 0,43 |
| Efeito | AC | AD | BC | BD | CD |
| Estimativa | -0,61 | -0,26 | 0,18 | 0,68 | 3,90 |
| Efeito | ABC | ABD | ACD | BCD | ABCD |
| Estimativa | -0,17 | 0,16 | -0,15 | -0,38 | -0,11 |

O gráfico de probabilidade normal, exemplificado neste trabalho, foi construído com a utilização de software estatístico R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2012), mas pode ser construído com o auxílio dos muitos softwares existentes nessa área.

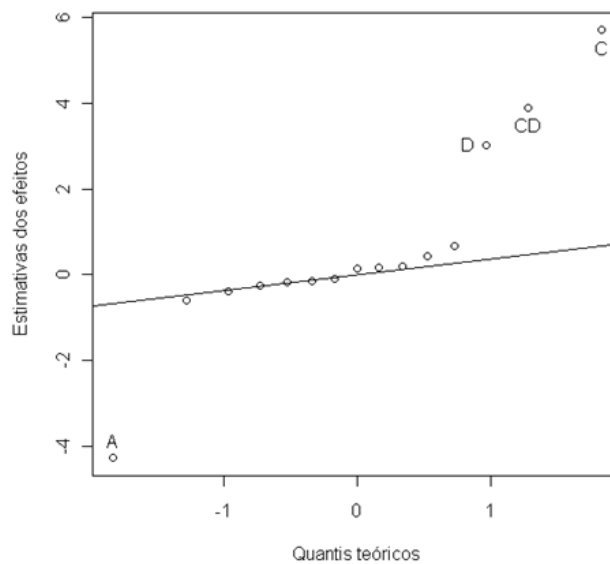


Figura 9 Gráfico de probabilidade normal

Analisando o gráfico de probabilidade normal das estimativas dos efeitos fatoriais, conforme Figura 9, nota-se que os efeitos A, C, D e CD podem ser significativos, uma vez que se localizam distantes da reta que passa pelos outros pontos. Sendo assim, a soma de quadrados de resíduos pode ser obtida pelo somatório das somas de quadrados dos efeitos das interações de três e quatro fatores, da seguinte forma:

$$SQ_{Res} = SQ_{ABC} + SQ_{ABD} + SQ_{ACD} + SQ_{BCD} + SQ_{ABCD}$$

O esquema da análise de variância para esse exemplo fictício é apresentado na Tabela 23.

Tabela 23 Esquema da análise de variância de um experimento 2^4 não repetido, para a verificação de efeitos principais e de interação de ordem dois

| Fonte de Variação | GL |
|-------------------|----|
| A | 1 |
| B | 1 |
| C | 1 |
| D | 1 |
| AB | 1 |
| AC | 1 |
| AD | 1 |
| BC | 1 |
| BD | 1 |
| CD | 1 |
| Erro | 5 |
| Total | 15 |

E esse recurso é de grande importância em algumas aplicações na indústria. A possibilidade de redução do número de rodadas de um experimento, que a não repetição viabiliza, pode ser determinante para a utilização, ou não, da experimentação fatorial em um processo industrial, quando os recursos financeiros e/ou operacionais sejam limitados.

Apesar dessa constatação, a necessidade de se trabalhar com gráficos de probabilidade normal ou seminormal termina por representar um obstáculo ao uso mais generalizado desse tipo de recurso. A utilização e interpretação correta desses gráficos demandam conhecimentos mais específicos, exclusivos de quem efetivamente conhece Estatística Experimental.

2.5.4.2 Experimentos em Parcelas Subdivididas (*Split-split*)

Em muitos experimentos multifatoriais envolvendo blocos, não é possível casualizar completamente as combinações de tratamentos dentro do bloco. Isto resulta, na maioria dos casos, numa generalização dos delineamentos em blocos canalizados chamada experimentos em parcelas subdivididas, ou parcionados em células. Neste caso, cada bloco é dividido em parcelas principais que recebem os níveis dos chamados tratamentos principais. Cada parcela principal é subdividida em partes iguais chamadas subparcelas onde os níveis do segundo fator são distribuídos (chamados subtratamentos).

A principal característica desse tipo de experimento, também conhecido como *split-split*, é a casualização dos níveis dos fatores, que é feita em dois estágios. No primeiro, é feita a casualização dos níveis de um fator nas parcelas, e no segundo, os níveis do outro fator é que são casualizados nas subparcelas de cada parcela. Cada parcela funciona como se fosse um bloco, para receber os níveis do segundo fator (BANZATO; KRONKA, 2006)

Os níveis do fator casualizado nas parcelas são denominados tratamentos principais, e os níveis do fator casualizado nas subparcelas são chamados tratamentos secundários.

Nesse método de experimento, são gerados dois tipos de erros:

- a) Erro **a**: base de comparação dos tratamentos principais, blocos, linhas e colunas (se houver);
- b) Erro **b**: base de comparação dos tratamentos secundários e da interação entre os tratamentos principais e os secundários.

Ainda segundo Banzato e Kronka (2006), em virtude da maneira como é feita a casualização, o erro experimental em função dos tratamentos secundários,

geralmente, é menor que o em virtude dos tratamentos principais. Assim, os efeitos dos tratamentos principais são determinados com precisão inferior aos efeitos dos tratamentos secundários.

Os experimentos com parcelas subdivididas podem ser conduzidos nos delineamentos experimentais de blocos completamente casualizados, quadrados latinos ou outros delineamentos menos comuns não abordados nesta pesquisa.

O modelo matemático para um experimento com parcelas subdivididas no delineamento de blocos casualizados completos pode ser escrito da seguinte forma:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + \gamma_{ij} + \delta_k + \eta_{ik} + \varphi_{jk} + \kappa_{ijk} + \varepsilon_{ijk},$$

Com $i = 1, 2, \dots, a$; $j = 1, 2, \dots, b$; $k = 1, 2, \dots, c$

sendo:

Y_{ijk} : resposta observada j -ésima repetição do i -ésimo tratamento principal e k -ésimo sub tratamento;

μ : parâmetro que fornece uma informação média da resposta no experimento;

τ_i : efeito do i -ésimo tratamento principal (fator A);

β_j : efeito do j -ésimo bloco (fator B);

γ_{ij} : efeito da interação tratamento x bloco (erro a);

δ_k : efeito do k -ésimo sub tratamento (fator C);

η_{ik} : efeito da interação tratamento x subtratamento;

φ_{jk} : efeito da interação bloco x sub tratamento;

κ_{ijk} : efeito da interação tratamento x bloco x subtratamento.

ε_{ijk} : efeito do erro experimental

Geralmente os efeitos das interações bloco x subtratamento (φ_{jk}) e tratamento x bloco x subtratamento (κ_{ijk}) são individualmente de pouco interesse ou considerados não significativos e são combinados para formar o efeito do erro experimental, ε_{ijk} , observados nas subparcelas ($\varphi_{jk} + \kappa_{ijk} = \varepsilon_{ijk} = \text{erro b}$). Na verdade os efeitos φ_{jk} e κ_{ijk} estão confundidos. A interação blocos x subparcelas ocorre dentro de cada parcela principal.

A esquematização desse tipo de experimento foi idealizado, considerando fixos os efeitos de blocos aleatórios e efeitos dos tratamentos e subtratamentos. Neste caso, a análise de variância pode ser esquematizada como o da Tabela 24.

Tabela 24 Esquema da análise de variância

| Causas de variação | GL | Efeito | E(QM) |
|--------------------------|-----------------------|---------------|---|
| Blocos (Fator B) | b - 1 | β | $\sigma^2 + ac\sigma_\beta^2$ |
| Fator A (Tratamentos) | a - 1 | τ | $\sigma^2 + c\sigma_\tau^2 + f(\tau)$ |
| Interação A x B (erro a) | (a - 1)(b - 1) | γ | $\sigma^2 + c\sigma_\gamma^2$ |
| Parcelas | ab - 1 | | |
| Fator C (Subtratamentos) | c - 1 | δ | $\sigma^2 + a\sigma_\delta^2 + abf(\delta)$ |
| Interação A x C | (a - 1)(c - 1) | η | $\sigma^2 + \sigma_\eta^2 + bf(\eta)$ |
| Interação B x C | (b - 1)(c - 1) | φ | $\sigma^2 + a\sigma_\varphi^2$ |
| Interação A x B x C | (a - 1)(b - 1)(c - 1) | κ | $\sigma^2 + \sigma_\kappa^2$ |
| Erro puro | 0 | ε | σ^2 |
| Subparcelas | abc - 1 | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

As somas de quadrados podem ser obtidas por meio das seguintes tabela e fórmulas, apresentadas na Tabela 25 e no Quadro 9.

Tabela 25 Esquema da casualização em dois estágios

| Trat(A) | T ₁ | T ₂ | ... | T _a | Totais |
|----------|---|---|-----|---|------------------|
| Subtr(C) | S ₁ S ₂ ...S _c | S ₁ S ₂ ...S _c | | S ₁ S ₂ ...S _c | |
| Bloco(B) | | | | | |
| 1 | Y ₁₁₁ Y ₁₁₂ ...Y _{11c} | Y ₂₁₁ Y ₂₁₂ ...Y _{21c} | ... | Y _{a11} Y _{a12} ...Y _{11c} | Y _{.1} |
| 2 | Y ₁₂₁ Y ₁₂₂ ...Y _{12c} | Y ₂₂₁ Y ₂₂₂ ...Y _{22c} | ... | Y _{a21} Y _{a22} ...Y _{a2c} | Y _{.2} |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| b | Y _{1b1} Y _{1b2} ...Y _{1bc} | Y _{2b1} Y _{2b2} ...Y _{2bc} | ... | Y _{ab1} Y _{ab2} ...Y _{abc} | Y _{.b} |
| Totais | Y _{1..} | Y _{2..} | ... | Y _{a..} | Y _{...} |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

| | |
|--|--|
| $SQ_{SUBPARC} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c Y_{ijk}^2 - \frac{Y^2}{abc};$ | $SQ_{TRAT} = \frac{\sum_{i=1}^a Y_{i..}^2}{bc} - \frac{Y^2}{abc};$ |
| $SQ_{BLOCO} = \frac{\sum_{j=1}^b Y_{.j.}^2}{ac} - \frac{Y^2}{abc};$ | $SQ_{PARCELAS} = \frac{\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 Y_{ij.}^2}{c} - \frac{Y^2}{abc};$ |
| $SQ_{ERRO(a)} = \frac{\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 Y_{ij.}^2}{c} - \frac{Y^2}{abc} - SQ_{TRAT} - SQ_{BLOCO};$ | |
| $SQ_{SUBTRAT} = \frac{\sum_{k=1}^a Y_{.k.}^2}{ab} - \frac{Y^2}{abc};$ | |
| $SQ_{INTAxC} = \frac{\sum_{i=1}^a \sum_{k=1}^c Y_{i.k}^2}{c} - \frac{Y^2}{abc} - SQ_{TRAT} - SQ_{SUBTRAT};$ | |
| $SQ_{INTBxC} = \frac{\sum_{j=1}^b \sum_{k=1}^c Y_{i.k}^2}{c} - \frac{Y^2}{abc} - SQ_{SUBTRAT} - SQ_{BLOCO};$ | |

Quadro 9 Formulário do cálculo da soma dos quadrados

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

$$SQ_{INTAxBxC} = SQ_{SUBPARC} - (SQ_{PARCELAS} + SQ_{SUBTRAT} + SQ_{INTAxC} + SQ_{INTBxC})$$

Na prática, obtém-se o erro b, como $SQ_{INTBxC} + SQ_{INTAxBxC}$.

Um exemplo de aplicação, apresentado por Montgomery (2009), é um processo de industrialização de papel. Neste exemplo, deseja-se estudar o efeito de três métodos de preparação da polpa de celulose (fator A - tratamentos) e quatro temperaturas de cozimento (fator C – subtratamentos). Cada rodada do experimento demanda 12 observações, e o fabricante decide por 3 repetições de

cada tratamento. Entretanto, a planta só é capaz de realizar 12 rodadas por dia. Cada um, dos 3 dias necessários, foi considerado como bloco (fator B). A variável resposta de interesse foi a resistência do papel à tração. Os resultados observados estão na Tabela 26.

Tabela 26 Dados processo industrialização do papel

| Método preparação | Bloco I (dia 1) | | | Bloco II (dia 2) | | | Bloco III (dia 3) | | |
|-------------------|-----------------|----|----|------------------|----|----|-------------------|----|----|
| | 1 | 2 | 3 | 1 | 2 | 3 | 1 | 2 | 3 |
| Temp (°F) | | | | | | | | | |
| 200 | 30 | 34 | 29 | 28 | 31 | 31 | 31 | 35 | 32 |
| 225 | 35 | 41 | 26 | 32 | 36 | 30 | 37 | 40 | 34 |
| 250 | 37 | 38 | 33 | 40 | 42 | 32 | 41 | 39 | 39 |
| 275 | 36 | 42 | 36 | 41 | 40 | 40 | 40 | 44 | 45 |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

A análise de variância do primeiro estágio está representada na Tabela 27. E sugere que há diferença significativa no modelo adotado.

Tabela 27 Análise de variância do primeiro estágio

| Fontes | GL | SQ | QM | F-value | Pr > F |
|--------|----|--------|-------|---------|--------|
| Modelo | 23 | 772,14 | 33,57 | 7,93 | 0.0003 |
| Erro | 12 | 50,83 | 4,24 | | |
| Total | 35 | 822,97 | | | |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Analisando, em seguida, a variância das fontes de variação do modelo, no segundo estágio mencionado, temos a Tabela 28.

Tabela 28 Análise de variância do segundo estágio

| Fontes | GL | Anova SQ | QM | Valor-F | Pr > F |
|--------------|----|----------|--------|---------|--------|
| Bloco | 2 | 77,56 | 38,78 | 9,15 | 0,0039 |
| Método | 2 | 128,39 | 64,19 | 15,15 | 0,0005 |
| Método*Bloco | 4 | 36,28 | 9,07 | 2,14 | 0,1382 |
| Temperatura | 3 | 434,08 | 144,69 | 34,16 | 0,0001 |
| Temper*Bloco | 6 | 20,67 | 3,44 | 0,81 | 0,5797 |
| Método*Temp. | 6 | 75,17 | 12,53 | 2,96 | 0,0520 |

Fonte: (MONTGOMERY, 2009).

Pode ser verificado que os blocos (dias em que o teste foi realizado), o método e a temperatura, isoladamente, são significativos. Já as interações mostraram-se não significativas, com exceção da interação entre o método e a temperatura utilizada que se mostrou com pequena significância a 5%. Tais resultados sugerem um estudo dos efeitos dos métodos de forma independente dos da temperatura e vice-versa.

Jones e Nachtsheim (2009) defendem o uso desse tipo de experimento na indústria por três motivos importantes: custo, eficiência e validade, além de evidenciarem a importância dos experimentos em parcelas subdivididas na indústria de uma maneira geral.

Ainda, segundo eles, é notório que muitos experimentos industriais são realizados como *split-split*, mas a análise termina por considerar a aleatorização completa. E isso frequentemente acontece quando existe algum fator de difícil manipulação, associada com restrições econômicas que dificultam o uso da aleatorização completa.

Situações na indústria, que possam impedir a aleatorização completa do experimento, podem ter como solução a subdivisão das parcelas. Um exemplo típico foi aquele apresentado no início deste item, onde houve a necessidade de

aleatorizar dois fatores de forma consecutiva. É importante perceber que se o mesmo problema fosse realizado em DIC, seriam necessários 36 sistemas produtivos trabalhando simultaneamente, e caso a opção fosse pelo DBC, sendo os blocos ainda os dias, a demanda seria por 12 sistemas operando paralelamente.

Evidencia-se, portanto, o *split-plot* como capaz de viabilizar a realização de um experimento, operacionalmente correto, em situações em que sua realização seria, praticamente, impossível. Diante das frequentes e esperadas limitações de uma pequena ou média indústria, percebe-se essa sistemática como uma solução operacional adequada, embora dependente de um conhecimento mais específico, pouco acessível às indústrias de menor porte.

2.5.4.3 Experimento Fatorial Fracionado

Como já mencionado, à medida que o número de fatores considerados em um experimento cresce a quantidade de rodadas necessárias para um experimento completo aumenta de forma muito rápida, a ponto de inviabilizar sua realização.

Segundo Montgomery (2009), esse tipo de experimento é bastante utilizado tanto no projeto de novos produtos e processos, como na otimização de um processo existente. Ainda, segundo ele, o experimento fatorial fracionado é utilizado, na maioria das vezes, em experimentos quando muitos fatores são considerados e o objetivo principal é identificar aqueles cujos efeitos são significativos no processo.

Se o técnico que está realizando um experimento puder, com alguma segurança, assumir que os efeitos das interações de alta ordem não são significativos, ele pode reduzir substancialmente o número de rodadas do experimento, diminuindo o custo e o tempo necessários. Em um fatorial

completo, com seis fatores e dois níveis cada (2^6), são previstas 64 rodadas. Nesse projeto, apenas 6 dos 63 graus de liberdade correspondem aos efeitos principais e somente 15 graus de liberdade estão associados a interações de dois fatores. Os 42 graus de liberdade restantes representam interações entre três ou mais fatores.

Efeitos principais desprezíveis aparecem quando são introduzidos no experimento fatores que não possuem influência na variável de resposta. Por outro lado, observa-se que os efeitos de interação entre os fatores tendem a obedecer a certa hierarquia em termos de magnitude absoluta. Os efeitos principais dos fatores, geralmente, apresentam valores maiores que os efeitos de interação entre dois fatores, que, por sua vez, tendem a apresentar valores superiores aos efeitos de interação entre três fatores, e, assim, sucessivamente (BOX; HUNTER; HUNTER, 2005). Dessa forma, interações de alta ordem, por exemplo, entre quatro fatores, tendem a se tornar desprezíveis, podendo ser desconsideradas.

O planejamento fatorial fracionado baseia-se na exploração dessa redundância para diminuir o número de ensaios em um experimento. Nesse sistema, os efeitos das variáveis de entrada ou fatores encontram-se acoplados, podendo-se realizar apenas uma fração do experimento, com base na consideração de que interações de alta ordem podem ser desconsideradas.

Após a análise dos dados obtidos com a fração escolhida do experimento, pode-se optar pela introdução de frações complementares, podendo-se mesmo vir a realizar o experimento completo, embora na maioria dos casos isso não seja necessário.

Um experimento fatorial fracionado é montado construindo-se um experimento fatorial completo para $k-p$ fatores, ou seja, construindo-se um experimento 2^{k-p} , no caso de dois níveis para cada fator. E, posteriormente, acoplando-se os efeitos principais dos p fatores não utilizados para montagem do

experimento a alguns dos efeitos de interação entre os $k-p$ fatores. Dessa forma, cada um dos p fatores será adicionado ao experimento sem que ocorra aumento do número de condições experimentais a serem testadas, fazendo seus níveis coincidirem com uma das colunas de sinais representativas das interações entre os $k-p$ fatores. Em decorrência do fracionamento, os efeitos das interações utilizadas para introdução dos p fatores estarão confundidos com os efeitos principais desses p fatores. O método de confundimento, que fundamenta os experimentos fatoriais fracionados, com detalhamento de sua esquematização e da análise, será abordado em seguida.

2.5.4.4 Técnica do Confundimento

Em muitas situações é impossível, ou pelo menos não recomendável, executar uma repetição completa de todas as combinações de tratamentos de um plano fatorial em um bloco (dia, lote de material, laboratório, etc.). Quando uma rodada de um processo químico, por exemplo, demanda muito tempo, não dá para realizar os experimentos com todos os tratamentos no mesmo dia, ou com o mesmo lote de matéria prima.

O confundimento, que representa uma das soluções para esta dificuldade, é a técnica de planejamento experimental que consiste em fazer com que um dos efeitos, ou parte dele, coincida com o efeito dos blocos. Dois efeitos estão confundidos quando não há possibilidade de isolamento de cada um deles ao se proceder à análise estatística (BANZATO; KRONKA, 2006).

E essa técnica é de extrema importância, quando não houver a possibilidade de rodar todos os ensaios no mesmo dia, ou com o mesmo operador, com a mesma máquina, ou ainda com o mesmo lote de matéria prima. E todas essas hipóteses são notoriamente frequentes, dentro da realidade

industrial, conhecida por suas restrições experimentais quando do levantamento de dados para análise estatística.

A técnica do confundimento é recomendada em duas situações:

- a) quando o número de tratamentos é muito elevado, o que requer um bloco muito grande e possivelmente heterogêneo, elevando a variância do erro experimental e indo de encontro com a ideia de se controlar a heterogeneidade do material experimental por meio do bloqueamento, ou
- b) quando há limitação na quantidade de material experimental, tempo, recursos humanos e financeiros, dentre outros, para se aplicar todas as combinações de tratamentos em condições de homogeneidade.

Apesar da técnica do confundimento resultar em planos experimentais com blocos incompletos, a estrutura fatorial da série 2^k permite um método simplificado de análise e interpretação de resultados. Consideraremos a construção e análise de planos fatoriais 2^k em 2^p ($p < k$) blocos incompletos com 2^{k-p} . Assim, estes experimentos podem ser executados em 2, 4, blocos.

Para exemplificar essa técnica, imaginemos um produto químico, cujas características dependam da temperatura (fator A) e do tempo de reação (fator B). Se o material usado no processo químico é produzido em lotes (X e Y), são necessários dois lotes (blocos) para obter as quatro amostras. Apresentaremos apenas a metodologia de um plano fatorial 2^2 (fatores A e B), executado na seguinte condição:

| Efeito | (1) | a | b | ab |
|--------|-----|---|---|----|
| A | - | + | - | + |
| B | - | - | + | + |
| AB | + | - | - | + |

| | | |
|---------|-----|----|
| Bloco 1 | (1) | Ab |
| Bloco 2 | a | B |

Quadro 10 Esquematização do experimento fatorial 2^2 com confundimento

Na execução deste plano sem repetição, os efeitos principais dos fatores A e B são obtidos, respectivamente, por:

$$A = [ab + a - b - (1)]/2 \quad B = [ab + b - a - (1)]/2$$

Observe que os efeitos de A e B não são afetados pelo bloqueamento, pois em cada estimativa há um sinal “mais” e um sinal “menos” para cada combinação de tratamento em cada bloco, ou seja, qualquer diferença entre o bloco 1 e o bloco 2 é cancelada pelo sinal algébrico. Isto não acontece com a estimativa da interação A x B. Assim, diz-se que o efeito AB está confundido com blocos. Raciocínio análogo pode ser usado para confundir qualquer outro efeito (A ou B), porém, geralmente confunde-se o efeito da interação de mais alta ordem com os blocos. O plano fatorial 2^3 pode ser confundido, de maneira análoga, em blocos com 4 unidades experimentais cada um.

A análise de variância ocorre de maneira semelhante àquela vista no exemplo da vida útil da bateria, apresentado para o modelo multifatorial. Mas, no caso do confundimento, em especial com mais fatores, o efeito das interações de altas ordens são, geralmente, confundidos em blocos por não apresentarem importância prática na maioria dos casos.

Vale ressaltar que o confundimento em blocos pode ocorrer de mais de uma forma distinta, tais como, com ou sem repetição, confundimento parcial ou completo, ou mesmo pela divisão em mais de dois blocos.

Esta técnica, assim como o fatorial não repetido, representa uma importante viabilização no caso de experimentos fatoriais com muitos tratamentos. A possibilidade de redução do número de combinações representa um fator decisivo para a execução de experimento fatorial. O único cuidado extra desta técnica consiste na distribuição adequada dos fatores nas unidades experimentais, a fim de garantir que, em cada bloco incompleto, cada fator ocorra um mesmo número de vezes em cada um dos níveis.

Quando o número de fatores é pequeno, geralmente $k = 2$ ou $k = 3$, é possível fazer repetição para possibilitar estimar o erro experimental. Em um plano 2^3 , por exemplo, com confundimento da interação $A \times B \times C$ e com quatro repetições, uma possível distribuição dos tratamentos nos blocos está ilustrado na Quadro 11.

| Repetição I | | Repetição II | | Repetição III | | Repetição IV | |
|-------------|---------|--------------|---------|---------------|---------|--------------|---------|
| Bloco 1 | Bloco 2 | Bloco 1 | Bloco 2 | Bloco 1 | Bloco 2 | Bloco 1 | Bloco 2 |
| (1) | a | (1) | a | ac | abc | Ab | b |
| ab | b | bc | abc | bc | a | Ac | c |
| ac | c | ab | b | (1) | b | Bc | abc |
| bc | abc | ac | c | ab | c | (1) | a |

Quadro 11 Exemplo de distribuição dos tratamentos nos blocos com confundimento

O quadro da análise de variância para este plano com as causas de variação e correspondentes graus de liberdade é apresentado na Tabela 29.

Tabela 29 Análise de variância para confundimento com três fatores com n repetições

| Causas de variação | Graus de liberdade (n repetições) |
|------------------------------------|-----------------------------------|
| Repetição | n - 1 |
| Blocos (Interação ABC) | 1 |
| Repetição x blocos (Erro para ABC) | n - 1 |
| Fator A | 1 |
| Fator B | 1 |
| Interação A x B | 1 |
| Fator C | 1 |
| Interação A x C | 1 |
| Interação B x C | 1 |
| Erro (repetição x demais efeitos) | 6(n-1) |
| Total | 8n - 1 |

As somas de quadrados para repetição, bloco e interação bloco x repetição podem ser facilmente obtidas pela construção da Tabela 30.

Tabela 30 Soma dos quadrados com 2 blocos e n repetições

| | Rep 1 | Rep 2 | ... | Rep n | Totais |
|---------|----------|----------|-----|----------|----------|
| Bloco 1 | Y_{11} | Y_{12} | ... | Y_{1n} | $Y_{1.}$ |
| Bloco 2 | Y_{21} | Y_{22} | ... | Y_{2n} | $Y_{2.}$ |
| Totais | $Y_{.1}$ | $Y_{.2}$ | ... | $Y_{.n}$ | $Y_{..}$ |

Considerando-se os elementos da tabela como Y_{ij} com $i = 1, 2$ e $j = 1, 2, \dots, n$, as somas de quadrados são obtidas por:

$$SQ_{\text{Repetição}} = \sum_{j=1}^n \frac{Y_{.j}^2}{8} - \frac{Y_{..}^2}{8n},$$

$$SQ_{\text{Bloco}} = \sum_{i=1}^2 \frac{Y_{i.}^2}{4n} - \frac{Y_{..}^2}{8n},$$

SQInteração = Bloco x repetição =

$$= \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \frac{Y_{ij}^2}{4} - \frac{Y_{..}^2}{8n} - (\text{SQBloco} + \text{SQRepetição})$$

O erro experimental, neste modelo de análise, consiste de uma interação entre dois fatores: repetição e os efeitos não confundidos (A, B, C, AxB, AxC e BxC) considerada não significativa, sendo o quadrado médio desta causa de variação uma estimativa da variância do erro experimental, com a qual são testados os efeitos principais e interações de dois fatores. Box (1957) e outros relatam que blocos (ou interação A x B x C) podem ser testados com o erro para a interação A x B x C, que é dado por repetições X blocos, porém, este teste é pouco sensível e, geralmente, sem interesse.

Quando se faz repetições, é possível se confundir diferentes efeitos com blocos nas diferentes repetições o que origina os planos com confundimento parcial. Assim, alguma informação, ainda, pode ser obtida sobre efeitos confundidos. Experimentos sem repetição, com $k > 3$, podem usar combinações de efeitos de interações de mais altas ordens, para estimar o erro experimental, usando gráficos nas escalas de probabilidade (normal) como auxílio. Este tema não será abordado nesta pesquisa.

2.5.5 Superfície de Resposta

A metodologia de superfície de resposta (MSR) é um conjunto de técnicas estatísticas e matemáticas úteis na modelagem e na análise de processos em que a resposta de interesse é influenciada por diversas variáveis e o objetivo é otimizar a resposta. A abordagem geral da MSR foi desenvolvida no início da década de 50, tendo sido aplicada, inicialmente, na indústria química com considerável sucesso. De acordo com Montgomery (2004), nos últimos 20 anos,

a MSR tem tido extensa aplicação em uma ampla variedade de contextos industriais, muito além de suas origens em processos químicos, inclusive, na fabricação de semicondutores e de artigos eletrônicos, corte de metais e processos de junção, entre outros.

Segundo Myers e Montgomery (1995), a mais extensiva aplicação do MSR é na área industrial, particularmente, em situações em que entram várias variáveis que, potencialmente, influenciam em alguma medida de desempenho ou na qualidade característica de um produto ou processo. E, essa medida de desempenho ou qualidade característica é chamada de resposta.

A MSR envolve uma série de técnicas orientadas à análise de experimentos planejados de modo a gerar informações suficientes para a modelagem das respostas de interesse por meio de superfícies n -dimensionais. Após a construção de modelos algébricos para a variável resposta, o interesse recai na busca do ajuste ótimo, ou seja, na busca de regiões que conduzam a um valor mínimo, máximo ou nominal, conforme a característica da resposta em questão.

Segundo Ribeiro e Carten (2011), a MSR tem ampla aplicação dentro da engenharia, contribuindo para a otimização de produtos ou processos, principalmente, quando os fatores controláveis são em níveis contínuos.

Ainda segundo os autores, apesar do potencial da MSR no que se refere à otimização de produtos e processos, essa metodologia é pouco empregada no Brasil, pois exige o domínio dos conceitos básicos de projeto de experimentos, regressão múltipla e otimização e poucas escolas de engenharia mantêm cursos que contemplem todas essas áreas em seus currículos obrigatórios.

E, em consequência dessa dificuldade tratada por Ribeiro e Carten (2011), a MSR não será aprofundada neste trabalho. Nossa proposta é discernir acerca das dificuldades que as pequenas e médias indústrias da Grande Salvador apresentam como limitantes ao uso da experimentação e, diante de uma análise

bastante realista, inclusive *in loco*, ficam evidentes as restritas possibilidades de uso da MSR por essas indústrias diante da realidade existente.

Conforme foi abordado, a proposta da MSR é responder questões gerais referentes ao comportamento da resposta, dentro do intervalo de interesse e, em particular, mapear regiões de alto desempenho. Os estudos envolvem, normalmente, três etapas principais:

- a) Planejar o experimento, distribuindo, adequadamente, os pontos experimentais;
- b) Analisar os dados e construir o modelo;
- c) Explorar a superfície de resposta encontrando o ajuste dos fatores que maximiza a resposta.

Pela estratégia de análise supõe-se que a resposta Y possa ser representada por uma função polinomial dos fatores controláveis X_1, X_2, \dots, X_k . Entre os modelos possíveis, estão:

- a) o modelo linear,
- b) o modelo quadrático,
- c) ou modelos não lineares.

A estimativa eficiente dos coeficientes dos modelos depende de um projeto experimental adequado para a coleta de dados. Projetos para o ajuste de superfícies de resposta são chamados de projetos de superfície de resposta.

Na maioria dos problemas, não conhecemos a forma da relação entre a variável resposta e as variáveis independentes. Assim, o primeiro passo é encontrar uma aproximação conveniente para a verdadeira relação entre y e as variáveis independentes.

Para ilustrar a ideia geral da MSR, imaginemos um engenheiro químico que deseja encontrar os níveis da temperatura de reação (x_1) e do tempo de reação (x_2) que maximizem a produção (y) de um processo. A produção do processo é função dos níveis de temperatura e tempo, ou seja:

$$y = f(x_1, x_2) + \varepsilon$$

em que ε representa o erro observado na resposta y .

Segundo Montgomery (2004), em geral, utiliza-se um polinômio de ordem baixa em alguma região das variáveis independentes. Se a resposta é bem modelada por uma função linear das variáveis independentes, então, a função de aproximação é o modelo de primeira ordem:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon$$

Se há curvatura no sistema, logo, deve-se utilizar um polinômio de ordem mais elevada, como o modelo de segunda ordem:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j=2}^k \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon$$

Muitos problemas de MSR utilizam um desses polinômios, ou ambos. Naturalmente, é pouco provável que um modelo polinomial seja uma aproximação razoável do verdadeiro relacionamento funcional sobre todo o espaço das variáveis independentes, mas, para uma região relativamente pequena, tais modelos funcionam muito bem.

O método dos mínimos quadrados é utilizado para determinar os parâmetros dos polinômios estimadores. Ou seja, as estimativas dos β 's das

equações anteriores são os valores dos parâmetros que minimizam a soma dos quadrados dos erros do modelo. A análise da superfície de resposta é feita com base na superfície ajustada.

De acordo com Montgomery (2004), a MSR é um processo sequencial. Em muitos casos, quando se está em um ponto da superfície de resposta afastada do ótimo, há pouca curvatura no sistema e o modelo de primeira ordem será apropriado. Mas, à medida que há uma aproximação da região do ótimo, um modelo mais elaborado, como o de segunda ordem, tende a ser mais adequado para localizar o ponto ótimo.

O objetivo final da MSR é determinar as condições ótimas de operação de um sistema, ou determinar uma região em que as especificações de operação estejam satisfeitas (HINKELMANN; KEMPTHORNE, 2008).

Para exemplificar uma aplicação da MSR, apresentaremos um estudo de caso apresentado por Chiesa et al. (2009). Nesta pesquisa, uma indústria alimentícia desejava empregar essa metodologia para avaliação da capacidade de derretimento do queijo *light* fabricado por eles, estabelecendo, assim, temperatura e tempo ideais.

Tabela 31 Resultados obtidos do binômio tempo e temperatura sobre capacidade de derretimento

| Trat. | Variáveis codificadas | | Variáveis originais | | Capacidade de derretimento |
|-------|-----------------------|-------------|---------------------|-------------|----------------------------|
| | Temper. (°C) | Tempo (min) | Temper. (°C) | Tempo (min) | |
| 1 | 0 | -1,414 | 124 | 6,18 | 4,25 |
| 2 | -1,414 | 0 | 100,03 | 9 | 4,59 |
| 3 | 0 | 0 | 124 | 9 | 5,90 |
| 4 | 0 | +1,414 | 124 | 11,82 | 4,99 |
| 5 | -1 | -1 | 107 | 7 | 4,57 |
| 6 | 1 | -1 | 141 | 7 | 5,70 |
| 7 | +1,414 | 0 | 147,97 | 9 | 5,79 |
| 8 | 0 | 0 | 124 | 9 | 5,90 |
| 9 | 0 | 0 | 124 | 9 | 5,95 |
| 10 | -1 | 1 | 107 | 11 | 5,31 |
| 11 | 1 | 1 | 141 | 11 | 5,67 |

Fonte: Chiesa et al. (2009).

Pelo procedimento seguiu-se um planejamento experimental fatorial completo e obtiveram-se os dados que constam na Tabela 31. Após um ajuste das variáveis, foi realizada análise de variância e obtidos os dados da Tabela 32.

Tabela 32 Anova dos dados do derretimento do queijo

| Fonte de variação | SQ | GL | MQ | F _{calculado} | F _{tabelado} | R ² |
|-------------------|---------|----|---------|------------------------|-----------------------|----------------|
| Regressão | 3,87590 | 5 | 0,77518 | 129,24 | 4,35 | 0,9096 |
| Resíduo | 0,02999 | 5 | 0,00600 | | | |
| Falta de Ajuste | 0,14823 | 3 | 0,00491 | 0,28 | 19,30 | |
| Erro puro | 0,35163 | 2 | 0,17581 | | | |
| Total | 3,90589 | 10 | | | | |

Fonte: Chiesa et al. (2009).

Observando-se a tabela 33, verifica-se que o valor F_{calc} da falta de ajuste foi menor que o F_{tab} , revelando que os dados experimentais se ajustaram ao modelo obtido. Pela análise de variância e do teste -F (Tabela 3) verificou-se que o modelo real foi validado, uma vez que o valor de F_{tab} (4,35) foi menor que os

valores de F_{calc} considerando-se o nível de 95% de significância. O coeficiente de correlação (R^2) foi de 0,9096, indicando que com o modelo explicaram-se 90,96% da variação dos dados experimentais. O modelo pode ser considerado preditivo, segundo Box e Wetz (1973), pois o F_{calc} da regressão foi 29 vezes maior que o F_{tab} .

As variáveis lineares, quadráticas e suas interações duas a duas foram significativas a 95% de confiança e fizeram parte dos modelos para compor a superfície de resposta. A equação que gerou a superfície de resposta e curva de contorno da capacidade de derretimento é apresentada abaixo:

$$Y = 5,917 + 0,3984 \cdot T - 0,2615 \cdot T^2 + 0,2196 \cdot t - 0,5465 \cdot t^2 - 1,9525 \cdot Tt$$

sendo:

Y = diâmetro derretido (cm), T = temperatura (°C) e t = tempo (min)

E, considerando a equação obtida, foi gerada a superfície de resposta dada pela Figura 10.

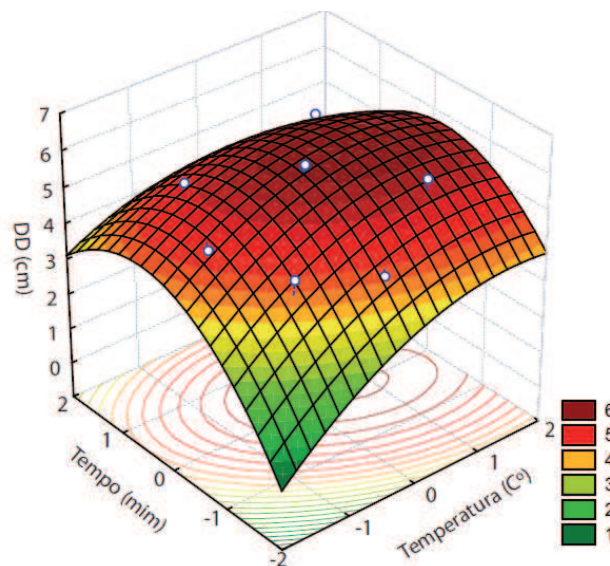


Figura 10 Superfície de Resposta da variação do diâmetro derretido do queijo
Fonte: Chiesa et al. (2009).

Pela análise da superfície, observou-se que, na região de máxima capacidade de derretimento, representada pela área mais escura e mais alta, pode-se trabalhar com diferentes combinações de tempo e temperatura para se avaliar o derretimento do queijo. Após o emprego da metodologia de superfície de resposta, a melhor condição encontrada para avaliar a capacidade de derretimento do queijo mussarela *light* foi de 124°C por 9 minutos.

2.6 Ensino da Estatística e da Experimentação nos cursos de engenharia

A Estatística tem se destacado, nos últimos anos, por sua utilidade em praticamente todas as áreas do conhecimento. As inúmeras possibilidades de utilização sugerem a necessidade de uma análise mais aprofundada dessa disciplina, em especial nos cursos de engenharia, avaliando a necessidade de uma abordagem mais experimental nas suas ementas.

Segundo Ara (2006), as engenharias, grandes responsáveis pelos principais sistemas produtivos do país e essenciais em qualquer plano de desenvolvimento econômico, podem fazer uso da Estatística na otimização de recursos econômicos e de processos de produção, bem como no aumento da qualidade e produtividade, ou em pesquisas envolvendo levantamentos por amostragem, em previsões de cenários e em muitos outros contextos.

Conforme o mesmo autor, existe uma lacuna na formação dos alunos nos cursos fundamental e médio, decorrente do pouco contato com o estudo dos fenômenos aleatórios. E isso compromete uma melhor interpretação da realidade que os cerca e da valorização da Probabilidade como ferramenta matemática adequada para descrever, quantitativamente, grande parte dos fenômenos do nosso cotidiano. Os alunos dos cursos de engenharia, em geral, carentes dessa intuição estatística, não têm uma visão clara da importância desse ramo do conhecimento em sua área de interesse na Engenharia. Consequentemente, muitos desses alunos consideram o estudo de probabilidade e estatística sem grande importância em sua futura atividade profissional.

Além disso, os cursos de Probabilidade e Estatística para alunos de engenharia seguem a prática tradicional de aulas expositivas, nas quais os assuntos são organizados pelo professor e desenvolvidos considerando sua justificativa matemática e da apresentação de exemplos idealizados, normalmente distantes da realidade do aluno. Com essa prática, o aluno permanece em uma posição passiva a qual não lhe permite perceber aplicações práticas na sua área. Os cursos são, portanto, muito mais centrados nas técnicas do que na construção dos significados dos conceitos.

A maioria dos cursos de engenharia, de acordo com Viali (2011), oferece apenas uma disciplina de Estatística (com 4 créditos geralmente ou 6 excepcionalmente) em seu currículo, a despeito da importância que ela desempenha no entendimento de questões técnicas, científicas e mesmo

quotidianas. Apesar deste reduzido número de horas disponíveis, os conteúdos programáticos são extensos e, geralmente, contemplam toda a Estatística Básica e mais Elementos de Probabilidade. A consequência é um ensino insatisfatório tanto para quem ministra quanto para quem aprende.

Ainda segundo o autor, a necessidade de adequação dos conteúdos ao número de horas disponíveis termina por comprometer muitos assuntos, que, normalmente, são trabalhados sem a devida profundidade. Isto quando o programa consegue ser vencido, o que nem sempre acontece.

Apesar da realidade retratada pelo autor citado se referir à Região Metropolitana de Porto Alegre, esta pode ser estendida, em linhas gerais, para o cenário encontrado nas Instituições de Ensino Superior (IES) brasileiras, em especial à Grande Salvador, que corresponde ao recorte realizado por esta pesquisa.

Como citado na introdução deste trabalho, foram analisados doze cursos de engenharia, em quatro IES distintas da Grande Salvador, sendo duas públicas e duas privadas. E todas elas se propõem a trabalhar a Estatística de forma bastante superficial em apenas uma disciplina obrigatória. Não há nenhuma referência ao Projeto e Análise de Experimentos no currículo mínimo, embora sejam oferecidas, em alguns cursos, disciplinas optativas que abordam conteúdos estatísticos mais específicos que incluem a Experimentação. Detalhes sobre esta realidade serão abordados no capítulo de Resultados e Conclusões.

Ferreira Filho e Dias (2007) trazem uma proposta claramente alinhada com a essência deste trabalho. Esses professores do Departamento de Estatística da UFSCar (Universidade Federal de São Carlos) apresentaram uma proposta para o ensino da Estatística nos cursos de engenharia. Esta disciplina vinha alcançando índices de reprovação, acima dos padrões do curso e estava muito concentrada em modelos e conceitos probabilísticos, de pouco uso em situações relacionadas à engenharia.

Segundo eles, o ensino de Estatística, nas graduações em engenharia no Brasil, é ministrado baseado em textos tradicionais e em um tripé formado por:

- a) Métodos Descritos e Exploratórios de Dados;
- b) Conceitos Básicos de Probabilidade;
- c) Introdução aos métodos de inferência estatística.

Além disso, de acordo com os autores, dentro desse tripé, havia na UFSCar uma predominância dos conteúdos relacionados aos conceitos de probabilidade cobrindo, aproximadamente, 50% da carga horária do curso. Esse conjunto de métodos, embora importantes na formação geral de um profissional de engenharia, não atendiam aspectos importantes para formação dos engenheiros, em especial, aqueles relacionados ao Planejamento e Análise Estatística de Experimentos. E essa constatação coincide com o que foi visto nos cursos de engenharia avaliados na Grande Salvador, que nem abordam esse importante tópico nos seus currículos obrigatórios.

Um longo processo de elaboração conjunta, entre Departamento de Estatística, coordenações dos cursos, colegiados e responsáveis pelos projetos pedagógicos dos cursos, que redefiniu o papel da Estatística no profissional de Engenharia a ser formado pela UFSCar, resultou na proposta de criação de uma nova disciplina: Introdução ao Planejamento e Análise Estatística de Experimentos, pertencente ao quadro de disciplinas obrigatórias. Entretanto, segundo os autores, o mais importante foi o fato de que não se tratou, exclusivamente, de uma mudança de conteúdos, mas, sim, de uma metodologia de trabalho para os novos conteúdos e, principalmente, de uma mudança no período de oferta da disciplina na sequência definida pela estrutura curricular.

A implementação dessa proposta substituiu a tradicional disciplina de Estatística, que era ministrada no 2º semestre do curso e fundamentada naquele

tradicional tripé ora comentado, por uma nova, identificada por Introdução ao Planejamento e Análise Estatística de Experimentos. Esta nova disciplina passou a ser ministrada no 5º semestre do curso, e tem na sua ementa os tópicos:

- a) Estatística e a experimentação científica;
- b) Métodos básicos para análise descritiva e exploratória dos dados;
- c) Conceitos básicos de planejamento e experimentos;
- d) Comparação de dois tratamentos;
- e) Experimentos fatoriais. Fatorial 2^k ;
- f) Ideias básicas dos modelos de regressão e superfície de resposta;
- g) Introdução aos modelos com mistura.

Os autores trazem, ainda, uma orientação destes conteúdos, que pode ser resumida nos seguintes aspectos:

- a) No primeiro contato é importante que o aluno saiba reconhecer a importância e o papel que a Estatística pode ter na sua formação e, principalmente, na sua futura atuação profissional;
- b) Num segundo momento que, tendo a sua disposição, um conjunto de informações, ou mais precisamente, uma base de dados, o futuro engenheiro saiba utilizar procedimentos estatísticos adequados para conhecer, descrever, apresentar e interpretar, sob diferentes aspectos, o problema em estudo;
- c) Finalmente, que o futuro engenheiro, quando da identificação de um problema, estabelecidas as condições possíveis para investigação do mesmo, possa ela ser capaz:
 - de estabelecer um adequado plano experimental;

- analisar, adequadamente, os dados coletados, considerando o planejamento experimental utilizado;
- estabelecer as conclusões possíveis com base na análise estatística;
- reiniciar o processo, formulando novas questões, metas, com base nas conclusões obtidas.

Esta proposta traz, de fato, um novo olhar sobre o ensino da Estatística na graduação em engenharia. Ela mostra, em detrimento da realidade presente nas graduações observadas nesta pesquisa, que é possível trabalhar essa disciplina de uma forma interessante. Mas, principalmente, que ela esteja alinhada com um ferramental que torne viável, por parte dos engenheiros egressos nos cursos em questão, a utilização da Estatística Experimental no contexto profissional, seja na melhoria de um processo existente, ou na criação de um novo em condições ótimas de operação. Ele deve ser capaz de identificar um problema e, a depender das condições, saber planejar um experimento ou uma coleta de dados, analisar, coerentemente, os dados coletados e apresentar os resultados e conclusões obtidas de forma clara.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 O método

O desvendamento do problema em estudo implicou compreender a experimentação industrial, na interface com o recorte da indústria da Grande Salvador, dissecando os fatores intervenientes nesta relação de uso, ou desuso. Trata-se, portanto, de uma pesquisa que apresenta aspectos quantitativos apenas na apresentação dos diversos delineamentos e métodos que caracterizam os experimentos. O principal viés é mesmo de uma análise eminentemente qualitativa, que procura responder perguntas desse mesmo caráter.

Segundo Godoy (1995), existia uma ênfase quantitativa nas estratégias de tratamento dos métodos de pesquisa, como forma predominante de descrição e explicação dos fenômenos. Hoje, no entanto, é possível identificar, com clareza, outra forma de abordagem que, aos poucos, veio se instalando e se afirmando como uma alternativa de investigação mais global para a descoberta e compreensão do que se passa dentro e fora dos contextos organizacionais e sociais. Trata-se, ainda, segundo o mesmo autor, da pesquisa qualitativa, que só nos últimos 30 anos, após algumas críticas da academia ao uso exclusivo da pesquisa quantitativa, começou a ganhar um espaço reconhecido em outras áreas, como a Administração, a Psicologia, a Educação, e mesmo as áreas consideradas exatas, mas que demandam percepções subjetivas associadas à exatidão dos cálculos.

Segundo Lima (1999), há, ainda, muito espaço na academia brasileira para explorar a pesquisa qualitativa, associada ou não a aspectos quantitativos. Deste modo, objetivando uma melhor adequação aos objetivos do estudo, optou-se por uma pesquisa de natureza qualitativa.

A pesquisa qualitativa apresenta como características básicas os seguintes aspectos, segundo Bogdan e Biklen (1994):

- a) a pesquisa qualitativa tem o ambiente natural como fonte direta de dados e o pesquisador como instrumento fundamental;
- b) a pesquisa qualitativa é descritiva;
- c) pesquisadores utilizam o enfoque indutivo na análise de seus dados;
e
- d) os pesquisadores qualitativos se preocupam bastante com o processo e não enfatizam somente os resultados e o produto.

No caso da investigação quantitativa, exige-se a explicação dos fenômenos, por meio de análises estatísticas que demonstrem relações entre variáveis independentes e dependentes. Nesses casos, o pesquisador tem mais interesse em saber o quanto cada variável independente (causa) explica, estatisticamente, o comportamento da variável dependente (consequência).

Considerando o problema em pauta, no presente estudo, optou-se pelo diagnóstico analítico-descritivo, cujo destaque é a abordagem qualitativa, associada apenas com a compreensão quantitativa das diferentes formas de utilização do projeto e análise de experimentos.

De acordo com Motta (1979), o diagnóstico é um dimensionamento, ou uma avaliação, que se faz acerca do estado atual de uma realidade, com o intuito, normalmente, de se determinar as condições necessárias para se atingir um novo estado. O diagnóstico, portanto, consiste na formulação de suas estruturas de referência, intimamente interligadas, descritiva e analítica, sobre o estado presente, e outra normativa e corretiva, voltada para a ação futura.

Neste estudo, traremos a primeira estrutura de referência, entendendo a experimentação na indústria da Grande Salvador, associada com a realidade de

abordagem deste tópico em alguns cursos de graduação em engenharia, dentro desta região. E de forma discreta, entraremos na função normativa com proposição de algumas ações que podem otimizar este uso, sem operacionalizar, entretanto, nenhuma ação corretiva do diagnóstico observado. Este objetivo fica como interessante sugestão para outra pesquisa.

Ainda, segundo Motta (1979), a estrutura de referência descritiva e analítica é representada por uma matriz conceitual das funções relativas ao diagnóstico:

- a) Referência para coleta e categorização de interpretação de informações;
- b) Fixação de critérios de significância e relevância na coleta e seleção de informações;
- c) Descrição sucinta e controlável da realidade observada.

O plano geral do estudo teve início com a análise dos diversos delineamentos e métodos de experimentação associados com suas possibilidades de utilização no âmbito industrial. Posteriormente foi feito um diagnóstico do projeto pedagógico de alguns cursos de engenharia, escolhidos conforme a disponibilidade de coleta de dados, focando, basicamente, na forma como esses projetos trabalham a Estatística, em especial a vertente experimental. A apropriação teórica concomitante e levantamento das variáveis implicadas forneceram o roteiro das questões de estudo e das perguntas que orientaram os instrumentos de fonte primária e secundária.

Parte dessa pesquisa foi realizada *in loco*, quando uma indústria metalúrgica na GS foi visitada, e houve uma tentativa de realização de um experimento industrial planejado. Essa etapa foi de fundamental importância para a constatação das reais dificuldades encontradas, quando da tentativa de

cumprimento dos princípios básicos, previstos em um projeto de um experimento.

3.2 Campo do estudo

O campo de estudo é a Grande Salvador, conhecida como Região Metropolitana de Salvador, no estado da Bahia, região de grande importância no cenário industrial brasileiro. As presenças do Pólo Petroquímico de Camaçari, do Centro Industrial de Aratu e da Refinaria Landulpho Alves tornam a região responsável pela produção de quase metade do PIB do estado. Além disso, com um crescimento industrial acima dos outros estados brasileiros no último ano, de acordo com dados do IBGE, a Bahia apresenta positiva perspectiva de crescimento.

Em contraste a essa concentração industrial de grande monta nesta região, a renda média domiciliar per capita da Bahia, muito influenciada por Salvador, está entre as piores do Brasil. De acordo com o Censo 2010, divulgado pelo IBGE, a renda baiana representa a sétima pior entre os estados, com apenas R\$ 481,18. Tal constatação evidencia a importância, ou mesmo necessidade, de processos industriais mais eficientes, o que contribuiria para melhorar os dados econômicos e sociais do estado.

Além disso, algumas previsões, se concretizadas, tendem a favorecer mudanças nessa realidade: segundo a Secretaria da Indústria, Comércio e Mineração da Bahia estão previstos investimentos da ordem de 32,5 bilhões de dólares, atrelados à geração de cerca de 63.000 novos empregos até 2015.

E essas perspectivas precisam estar ajustadas a uma boa formação dos engenheiros, que serão, invariavelmente, os gestores desse crescimento, o que justifica um dos focos abordados nesta pesquisa: estratégias de introdução do

tripé ensino-pesquisa-extensão em experimentação nos cursos de graduação em engenharia das IES da Grande Salvador.

3.3 Os sujeitos

De acordo com as características do campo e as variáveis envolvidas no problema, foram escolhidos como sujeitos:

- a) **Alunos** – importantes agentes desta pesquisa. Um dos objetivos é avaliar se esses futuros profissionais adquirem, ao longo da graduação, os conhecimentos e as habilidades exigidas para planejar e realização de um experimento na indústria;
- b) **Professores** – são os responsáveis pelas ações pedagógicas que desenvolvem as habilidades no corpo discente. Eles devem, portanto, afinar suas ações com a demanda do mercado de trabalho para os profissionais que concluem os cursos de engenharia;
- c) **Coordenadores de cursos de Engenharia** – são os responsáveis pelo gerenciamento dos fatores envolvidos nos curso de graduação, tais como, projetos pedagógicos, práticas docentes, recursos utilizados, tendências do mercado de trabalho, produção científica, dentre outros. E, em virtude dessa visão ampla, tem como avaliar e, quando desejado, como propor mudanças que redirecionem os cursos quanto às necessidades demandadas;
- d) **Empresários e engenheiros gerentes** – representam os receptores, no mercado de trabalho, dos egressos dos cursos de Engenharia. Apenas eles serão capazes de avaliar se esses profissionais, em início de carreira, possuem as competências necessárias à sua plena e satisfatória atuação nas organizações.

Num diagnóstico, o ideal é que a coleta de dados seja realizada, mediante uma visão aberta da realidade, conforme Ludke e André (2001), “tentando captá-la como ela é realmente, e não como se quereria que ela fosse”. Essa coleta deve ser realizada, com o mínimo de interferências, sendo fundamental o cuidado na definição dos procedimentos e instrumentos empregados nessa captura de informações.

3.4 Coleta de dados – Procedimentos e Instrumentos

Na coleta de dados desta pesquisa, empregamos fontes primárias e secundárias como descrito a seguir:

Fonte primária:

Entrevistas semiestruturadas foram realizadas, objetivando fornecer informações detalhadas e mais fidedignas, acerca das características relevantes da análise. Tais fontes são essenciais, pois como as informações são transmitidas diretamente do entrevistado para o entrevistador, elas reduzem as interferências dos ruídos de comunicação. Parte das entrevistas foi realizada em diferentes IES. Foram 3 (três) coordenadores de cursos de graduação em Engenharia (mecânica, química e de produção), um professor que ministra uma disciplina técnica no curso de engenharia mecânica e um aluno formando no curso de engenharia elétrica. Na indústria, foram entrevistados 3 (três) empresários graduados em engenharia das áreas de metalurgia, construção civil e química e 2 (dois) engenheiros gestores, das áreas de mecânica e petroquímica.

A entrevista é uma ferramenta importante para uma compreensão mais fiel do que ocorre com o outro. Segundo Richardson (1985), a melhor situação para compreender outro ser humano é a interação face a face, pois tem o caráter,

inquestionável, de proximidade entre as pessoas, proporcionando as melhores possibilidades de visibilidade das definições pessoais.

Para o mesmo autor, esse tipo de interação entre pessoas é um elemento fundamental nas pesquisas que envolvem análise qualitativa e esta interatividade não é obtida de forma satisfatória, no caso de uma mera aplicação de questionários. Esta técnica permite o desenvolvimento de uma estreita relação entre as pessoas, que estabelecem, normalmente, uma comunicação bilateral.

Em relação ao grau de liberdade e ao nível de aprofundamento de uma entrevista, existem dois polos bem definidos para classificá-la. Uma entrevista pode ser não estruturada, permitindo um máximo de liberdade na abordagem do tema, a estruturada, seguindo de forma rigorosa o que havia sido pré-estabelecido, e a semi-estruturada ou guiada, opção utilizada nesta pesquisa, que, apesar do roteiro para orientação, guarda certa flexibilidade, permitindo ao entrevistado fazer digressões e ao entrevistador aprofundar aspectos não previstos.

Fontes secundárias:

Os dados das fontes secundárias foram levantados considerando a análise de documentos das IES estudadas. Tais como:

- a) Projeto Pedagógico de Cursos de Engenharia Mecânica e Química;
- b) Matriz Curricular;
- c) Ementas de algumas disciplinas, de cursos de Engenharia, associadas à Estatística.

A análise documental consiste em uma série de operações que visa estudar e analisar um ou vários documentos para descobrir conceitos e circunstâncias que corroborem com as conclusões da pesquisa. Segundo Gil

(1987), este tipo de fonte pode proporcionar ao pesquisador dados suficientemente ricos para evitar a perda de tempo com levantamento de campo, com base na análise de: arquivos históricos, registros estatísticos, diários, atas, entre outros disponíveis numa organização educacional.

3.5 Análise e Interpretação de Dados

Esta etapa consiste na ordenação dos dados, organizando-os em padrões, categorias e unidades básicas descritivas, seguida da interpretação que dará significado à análise, de maneira a explicar os padrões encontrados estabelecendo relações entre dimensões descritivas.

De acordo com Trivinos (1987, p. 93), independente da técnica utilizada na coleta de dados, os resultados, para que tenham valor científico, precisam reunir certas condições:

A coerência, a consistência, a originalidade e a objetivação (não a objetividade), por um lado, constituindo os aspectos do critério interno de verdade, e, por outro, a intersubjetividade, o critério externo devem estar presentes no trabalho do pesquisador que pretende apresentar contribuições científicas às ciências humanas.

No que concerne às entrevistas e observações *in loco*, instrumentos de pesquisa utilizados neste estudo, assinala-se que isso implica a análise de fala, à luz do contexto e da subjetividade dos sujeitos pesquisados, diante do pressuposto da abordagem qualitativa.

Para vários autores, é admissível a combinação de métodos quantitativos e qualitativos a fim de se ter uma base contextual mais rica para interpretação e validação dos resultados. Assim, neste trabalho, a abordagem será basicamente qualitativa, mas com o entendimento dos aspectos quantitativos dos delineamentos e métodos da experimentação. Esses aspectos serão considerados

a fim de retratar, de maneira mais clara e fiel, as características inerentes à realidade em análise.

A proposta é que os dados considerados obtidos nesta pesquisa, em articulação constante com os elementos presentes na fundamentação teórica, forneçam as informações necessárias para a elucidação do problema proposto.

A metodologia de pesquisa utilizada consistiu em uma associação de mais de uma técnica, visto que falamos de uma área, em que os diversos procedimentos não são auto-excludentes. Em virtude da falta de um contorno expressivo que defina claramente os limites das diversas formas de pesquisa, pode-se dizer que foi utilizada a indução analítica em associação com uma pesquisa participante. A primeira, segundo Travassos (1999), representa uma técnica de obtenção de dados por entrevistas, dando origem a teorias desenvolvidas com base nas particularidades dos casos experienciados. E a segunda implica, necessariamente, a participação tanto do pesquisador, como dos sujeitos envolvidos no processo da pesquisa, no contexto que se deseja estudar. De acordo com Demo (1981), essa participação pode ser direta ou indireta, desde que se busque alguma identificação entre o sujeito e o objeto.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Face à amplitude de análises a serem apresentadas neste capítulo, ele será dividido em 5 (cinco) subitens. O primeiro versará sobre a realidade das Instituições de Ensino Superior (IES), na Grande Salvador, onde foram analisados 12 (doze) cursos de engenharia, distribuídos em quatro IES, sendo duas públicas e duas privadas. As considerações tiveram foco na forma como a experimentação, ou a Estatística Experimental, é abordada nos cursos citados, e estas informações serão articuladas com as entrevistas realizadas com três coordenadores de cursos de engenharia, um docente dessa área e um discente cursando o último semestre em engenharia.

Ainda neste item serão considerados alguns programas de disciplinas, relacionados à Estatística, que fazem parte de matrizes curriculares de cursos de graduação em engenharia. Objetivou-se neste tópico constatar a realidade posta e pensar estratégias capazes de instrumentalizar os engenheiros e, por consequência, as indústrias da Grande Salvador para a realização de experimentos.

O segundo subitem abordará a realidade das indústrias na GS. Neste caso, serão consideradas as entrevistas realizadas com dois engenheiros e três empresários de indústrias localizadas na região considerada, associando as informações com os fatores críticos que impedem, ou dificultam o uso da experimentação na GS. Estes fatores serão confrontados com os modelos e delineamentos da experimentação, apresentados no referencial teórico, de maneira a identificar propostas que viabilizem seu uso de forma mais consistente na GS.

No terceiro item, será apresentada a realidade de uma empresa metalúrgica, localizada na região metropolitana de Salvador, na qual se propôs a realização de um experimento. As constatações e experiências vividas nesta

empresa, durante esta tentativa que terminou por não se concretizar, exemplificam as dificuldades encontradas quando saímos do plano teórico e adentramos o mundo real. Ainda, neste item, serão pensados delineamentos alternativos como possibilidades de realização de experimentos diante da realidade observada *in loco*.

Vale ressaltar que, por questões de ética e compromisso com as pessoas entrevistadas, não será feita a identificação das mesmas, tampouco da empresa experienciada. As IESs, cujos programas de disciplinas foram avaliados, também, não serão identificadas, apenas suas naturezas administrativas, visto que foram abordadas instituições públicas e privadas.

O penúltimo item trará uma sistematização de algumas questões importantes que envolvem a realização de um experimento. E, diante dessa organização, será feita uma proposta para diferentes formas de se classificar uma experimentação, o que pode ajudar futuros experimentadores no momento de definir o tipo de delineamento e, conseqüentemente, o tipo de análise.

E o quinto e último item traz algumas observações sobre a experimentação *online*, características e adequações, mostrando que esse tipo de experimentação, quando possível, apresenta uma série de particularidades que merecem ser percebidas. A operação evolutiva (EVOP), também, é trazida como uma possibilidade real, capaz de promover melhorias contínuas em processos produtivos.

4.1 Realidade de instituições de ensino superior

Com o objetivo de compreender a realidade das graduações em engenharia na Grande Salvador, no que tange ao ensino da Estatística Experimental, foram analisados cursos de engenharia oferecidos por 4 instituições de ensino superior, sendo duas instituições privadas e outras duas

públicas. Nessas instituições, que serão identificadas por I1, I2, I3 e I4, foram avaliadas as matrizes curriculares de 12 cursos de engenharia e seus respectivos programas das disciplinas associadas à Estatística. Além dessas análises, foram realizadas entrevistas com 3 coordenadores de cursos de engenharia, que serão identificados por C1, C2 e C3, sendo o primeiro coordenador do curso de engenharia química da instituição pública I1, C2 coordena a engenharia mecânica em I2, que é pública, e o último é da engenharia de produção na IES privada I3. Vale relatar que, apesar da garantia de não identificação dos coordenadores, nem das instituições, notadamente, o coordenador da instituição particular foi o que apresentou mais impedimentos quando da tentativa de agendamento da entrevista, além de parecer menos à vontade para responder às perguntas, talvez, com receio da repercussão de suas respostas.

Complementando esses elementos de análise, entrevistou-se, ainda, um docente (Do) do departamento de engenharia mecânica da instituição I2 e um discente (Di) que está próximo de concluir o curso de engenharia elétrica em I1.

Quanto à instituição I4, apenas os planos de curso foram analisados, não tendo sido entrevistado nenhum coordenador, docente ou discente. I4 representa uma IES privada, que não se colocou muito disponível para as entrevistas.

As entrevistas foram divididas em duas partes, a primeira com os dados de identificação do profissional e a segunda com as perguntas propriamente ditas. A primeira parte teve como objetivo a caracterização de cada profissional, no âmbito da formação acadêmica e da docência, com a preocupação de identificar possíveis fatores de interferência em suas atuações, tais como experiência, faixa etária, formação acadêmica, entre outros. A finalidade desta parte foi, de forma bastante objetiva, traçar o perfil dos profissionais entrevistados. A segunda parte das entrevistas foi organizada por perguntas que buscavam elucidar variáveis presentes nas questões de estudo.

No que tange à variação dos itens para as diferentes categorias de sujeitos, ampliaram-se os objetivos tendo em vista a posterior triangulação de dados. As entrevistas foram gravadas e, posteriormente, transcritas literalmente, para que outros elementos da comunicação, incluídos e não ditos, pudessem ser interpretados. Tal cuidado buscou captar pormenores, tão profundamente, quanto possível.

Além das fontes primárias citadas, efetuamos análise documental, sendo o principal deles os programas de curso das disciplinas da área da Estatística. Alguns desses documentos foram fornecidos pelas próprias instituições, e outros foram obtidos livremente na internet. Suas análises foram confrontadas com as respostas, observadas nas entrevistas dos diversos sujeitos analisados, inclusive, os que representam a visão da indústria acerca da importância da Estatística Experimental.

4.1.1 Perfil dos sujeitos entrevistados

Os coordenadores entrevistados C1, C2 e C3 apresentam formações e experiências distintas. Muitas dessas características podem influenciar ou mesmo justificar determinadas posições quanto à experimentação na formação dos engenheiros e sua importância na indústria. Essas informações estão compiladas no Quadro 12.

| Coordenador | C1 | C2 | C3 |
|--------------------------|----------------------|-------------------------|-------------------------|
| Curso que coordena | Eng. Química | Eng. Mecânica | Eng. de Produção |
| Formação (graduação) | Eng. Química | Eng. Mecânica | Eng. Civil |
| Período da graduação | 1978 a 1982 | 1994 a 1999 | 1986 a 1991 |
| Formação (pós-graduação) | Doutor em Eng. Quím. | Mestre em Eng. Mecânica | Mestre em Administração |
| Período da pós-grad. | 1984 a 1989 | 2000 a 2001 | 1999 a 2001 |
| Experiência docente | 10 anos | 8 anos | 18 anos |
| Tempo de coordenação | 6 anos | 2 anos | 4 anos |
| Experiência em indústria | 6 meses | Não | 2 anos |

Quadro 12 Informações sobre os coordenadores entrevistados

Apenas um dos coordenadores não possui formação no curso que coordena, o de Engenharia de Produção e é formado em engenharia civil. Mas o mestrado em Administração termina por capacitá-lo a uma abordagem mais gerencial, essencial ao engenheiro de produção. As graduações de C1, C2 e C3 foram obtidas há 31, 14 e 22 anos, o que traz uma interessante, e desejada diversidade de períodos da graduação.

Dois coordenadores possuem mestrado e apenas um dos coordenadores possui doutorado. Tais estágios de escolaridade supõem, não apenas conhecimento aprofundado na área específica dos respectivos cursos, mas algum domínio da área estatística, visto que a maioria dos cursos *strictu sensu* trazem disciplinas que devem instrumentalizar o pós-graduando a realizar o tratamento e a análise estatística de dados para pesquisa.

Os três coordenadores possuem boa experiência em sala de aula, embora o mesmo não ocorra em relação ao tempo da coordenação, em que um deles possui somente 2 anos no cargo. Esse pouco tempo à frente do curso pode

comprometer uma visão mais ampla e correta da formação dos egressos desse curso.

E o elemento que parece mais importante, já que está diretamente relacionado ao objeto de estudo desta pesquisa, é a falta de experiência desses profissionais na indústria. O mais experiente esteve durante apenas dois anos neste setor. Essa falta de experiência, por parte dos coordenadores dos cursos, pode estar associada a um fator que, de alguma forma, influencia este importante elo que deve existir entre os programas das disciplinas e suas possíveis aplicações pelos futuros profissionais quando no mercado de trabalho. E o setor que mais absorve mão de obra das engenharias, em especial mecânica, elétrica e química, é a indústria.

Além desses coordenadores, foi entrevistado, também, um professor da área de engenharia mecânica. O docente, identificado por Do, é formado em engenharia mecânica há 17 anos, mestre em engenharia mecânica há 5 anos, e doutorando na mesma área. Ministra aulas em graduações da engenharia desde 2001, trabalhou na indústria durante 3 anos e continua desenvolvendo projetos para a indústria, na área de refrigeração e ar condicionado, agora vinculados à IES em que trabalha. Este docente foi o profissional acadêmico cuja entrevista apresentou maior riqueza de detalhes, com respostas bastante esclarecedoras e consistentes.

E, para completar a referência do meio acadêmico na área das engenharias, foi entrevistado um discente, identificado por Di, que está prestes a concluir o curso de Engenharia Elétrica, tendo iniciado o penúltimo semestre. Ele possui uma boa experiência de estágio em uma indústria de grande porte no Pólo Petroquímico de Camaçari, Bahia. Estagiou durante um ano na área de produção, e sua entrevista apresentou respostas bastante enriquecedoras. Além disso, é bolsista de iniciação científica na área de simulação computacional.

4.1.2 Articulação dos dados: experimentação e graduação (entrevistas)

Os itens de referência dos instrumentos de coleta de dados guardam estreita relação com os papéis desempenhados pelos sujeitos analisados no espaço acadêmico. Esta associação permitiu o cruzamento de uma série de observações oriundas dos diversos sujeitos entrevistados, facilitando a percepção de uma série de convergências e, também, em alguns casos, a identificação de contradições entre as posições colocadas nos depoimentos.

Lembrando que os profissionais entrevistados foram:

C1 – coordenador de um curso de engenharia química;

C2 – coordenador de um curso de engenharia mecânica;

C3 – coordenador de um curso de engenharia de produção;

Do – docente da área de engenharia mecânica;

Di – discente de um curso de engenharia elétrica.

Conforme pode ser observado no Questionário aplicado aos coordenadores de curso, Apêndice A, as duas primeiras perguntas realizadas não fazem referência à Estatística Experimental. Elas objetivam apenas um melhor entendimento de cada um dos cursos observados.

O item 1 das entrevistas realizadas com os coordenadores de cursos de engenharia refere-se à percepção de cada um deles em relação ao nível de aprendizagem dos alunos ao longo do curso. C1 acredita que o maior avanço ocorre nos primeiros anos, pois a diferença de cobrança entre o nível médio e o que eles encontram no curso é muito grande. C2 acredita que os alunos evoluem bastante ao longo do curso, mas afirma não ter dados concretos acerca dessa evolução. E C3 destaca que, na área de engenharia de produção, é muito comum os calouros chegarem sem saber muito bem qual a área de atuação dessa

engenharia. Além disso, ele percebe um grande amadurecimento por parte dos graduandos, e afirma: “Com o tempo, os alunos vão se apropriando dos conhecimentos, e, de fato, fazendo a diferença nos seus locais de estágio/trabalho”.

A segunda pergunta trata da evasão dos alunos ao longo do curso. C1 relata que a evasão chega a quase 50%, e ocorre, principalmente, nos dois primeiros anos do curso. C2 não chega a quantificar o percentual de evasão, mas ratifica a condição posta por C1 de que a evasão ocorre no início do curso. Mas, no caso do curso coordenado por C2, o fato de este ser noturno e ter muitos alunos que trabalham durante o dia, exige uma dedicação de estudo, muitas vezes, inconciliável com seus trabalhos, o que pode justificar algumas desistências.

Confirmando as afirmações de C1 e C2, o coordenador C3, também, percebe uma maior evasão no início do curso, particularmente, pela falta de clareza da atuação do engenheiro de produção. Mas, na segunda metade do curso, a evasão é muito baixa.

De uma maneira geral, os três cursos em análise apresentam, segundo seus coordenadores, boa evolução do alunado, ao longo da graduação e significativa evasão, em especial no início do curso. Esses dados da evasão corroboram com uma pesquisa realizada pelo Observatório da Educação em Engenharia, em 2012, na Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), em que se constatou que cerca de metade dos ingressantes em cursos de engenharia no Brasil não conseguem concluir o curso. Nas instituições privadas essa evasão chega a quase 60%.

Em pergunta feita ao docente Do, em relação ao nível de aprendizagem dos alunos, ele reforça a ideia de um bom desempenho ao longo do curso. Ainda, segundo ele, o curso noturno estimula a entrada de alunos que trabalham

durante o dia, mas também representa uma opção para aqueles que desejam se engajar em projetos de pesquisa, ou mesmo começar a estagiar mais cedo.

O discente Di, também, considera que vem tendo um bom nível de aprendizagem. Ele avalia, principalmente, que o curso lhe permite conhecer um pouco de cada área da engenharia elétrica, possibilitando saber, em caso de necessidade, onde procurar as informações.

As duas perguntas seguintes, feitas aos coordenadores dos cursos, objetivam perceber como eles avaliam a preparação dos egressos dos seus cursos para o mercado de trabalho. A primeira delas, de forma bem objetiva, pergunta se os egressos estão ou não preparados.

C1 relata que todos os graduandos do curso, em semestres avançados, estão estagiando e com bons *feedbacks* das empresas receptoras. Como o curso é novo, iniciou em 2009, nenhum aluno concluiu o curso para que haja informação sobre a saída de concluintes para o mercado de trabalho. Mas este coordenador considera que a maioria dos engenheiros, atuantes no mercado de trabalho da Grande Salvador, possuem uma formação satisfatória. Para ele, “Nada de excelência, mas uma formação decente”.

C2 considera que seu egresso está preparado para a indústria baiana, que é básica, sem grandes demandas tecnológicas. Segundo ele, a indústria local absorve engenheiros mecânicos, basicamente, para manutenção e operação, o que ele garante haver uma boa preparação. Mas, para mercados mais exigentes, ele considera que seu graduando teria dificuldade e demandaria um treinamento mais específico. Ele traz, ainda, a importante informação de que está havendo, no curso, um processo de revisão curricular na tentativa de capacitar melhor seu aluno.

C3 afirma que a maioria dos egressos de seu curso está bem situada no mercado de trabalho, conseguindo boas colocações. Segundo ele, isso demonstra a consistência da formação. Ele, também, considera que os engenheiros de

produção, de uma maneira geral, apresentam aptidão para desempenhar as atribuições que lhe são propostas.

A mesma pergunta foi feita ao docente Do, que ratificou a resposta de C2. Segundo este professor, os engenheiros egressos daquele curso atendem à demanda do mercado baiano. Ele acredita que algumas áreas específicas deixam a desejar, sugerindo que uma dos motivos é a falta de experiência dos professores na área que leciona.

O discente Di acredita que os engenheiros, da instituição que estuda, saem preparados para a atuação no mercado de trabalho. Ele reforça a ideia de que o egresso sai com uma boa base, mas sem conhecimentos específicos. Ele ratifica esta condição ao afirmar que estes profissionais não são capazes de pensar em “soluções não triviais”.

Essas quatro perguntas sugerem que os cursos considerados não são cursos de excelência, mas formam bons engenheiros. O mercado de trabalho da Grande Salvador absorve, sem dificuldade, os engenheiros formados por essas instituições. São profissionais com formação generalista, sem profundos conhecimentos específicos, mas detentores de conhecimentos que os tornam capazes de aprender peculiaridades de uma ou outra área. Segundo Di, “Eles têm conhecimento para aprender o que for necessário”.

Com base na pergunta 5, inicia-se, efetivamente, a análise da Estatística nos cursos de graduação. Este item questiona se cada profissional considera importante o domínio deste conhecimento na atuação profissional do engenheiro.

C1 considera que no dia a dia não há uma demanda explícita pela Estatística, diferente do que se exige em nível de pós-graduação. Ele, que coordena a engenharia química, relata que os pacotes utilizados na indústria de processos terminam exigindo pouco conhecimento estatístico dos engenheiros. Coincidência ou não, este coordenador é o que há mais tempo concluiu sua

graduação, o que permite algumas inferências acerca da graduação em engenharia concluída por ele há mais de 30 anos.

Contradizendo C1, o coordenador C2 considera fundamental esse domínio. Segundo ele, mesmo em situações práticas, só é possível desenvolver conhecimento, fundamentando testes por meio da Estatística Experimental. Para ele, mesmo o engenheiro de chão de fábrica, deveria e poderia utilizar ferramentas estatísticas.

C3 ratifica a fala de C2, reforçando a importância da Estatística, em especial para o engenheiro de produção. Segundo ele, melhoria contínua, otimização e redução de falhas tornam imprescindível esse conhecimento.

O docente Do considera um domínio importante, embora ressalte que essa demanda ocorre, principalmente, nas áreas de produção e logística. Segundo ele, o uso não se dá de forma satisfatória, em função da falta de conhecimento pelos engenheiros de uma forma geral, sendo usados apenas os *softwares* cujos algoritmos já fazem as análises estatísticas automaticamente. Essa opinião contrapõe a fala de C1, confrontando a formação mais recente de Do com a do coordenador citado, que se formou há mais de 30 anos.

Do, ainda, acrescenta, o desconhecimento estatístico na área acadêmica é mais crítico porque “... às vezes você desenvolve trabalhos experimentais, tem uma série de informações, uma série de dados, e não sabe como abordar corretamente”. Segundo ele, na área de engenharia é muito comum se realizar muitos testes em laboratório e não se conseguir fundamentar adequadamente um trabalho de pesquisa. Ele afirmou: “já ouvi, até em defesa de doutorado e de mestrado, professores da banca questionando como os dados foram tratados”

O discente entrevistado acredita na importância da Estatística para análises além do mero acompanhamento de uma produção. Mesmo sem, ainda, ter concluído a graduação, acredita que os engenheiros mais experientes, e de mais destaque, pautam suas decisões na Estatística.

Em linhas gerais, os profissionais entrevistados consideram que a Estatística é um diferencial e que o engenheiro pode exercer suas principais atividades independentes deste conhecimento. No entanto, Ara (2006) considera a Estatística essencial para a atuação de todo engenheiro e a considera fundamental no desenvolvimento da capacidade inferencial do indivíduo.

E a percepção da Estatística, como coadjuvante da atuação do engenheiro no mercado de trabalho, por parte dos entrevistados do meio acadêmico, já sugere uma barreira à capacitação deste profissional para a realização de um experimento. Mesmo os experimentos de execução e análise mais simples, que é o Delineamento Inteiramente Casualizado (DIC) já abordado neste trabalho, com apenas dois fatores e dois níveis cada, exige um conhecimento estatístico que vai além do que as disciplinas de Estatística dos cursos analisados trazem em seus planos de curso. Como serão abordadas em seguida, essas disciplinas não trabalham nem mesmo análise de variância, cálculo essencial em toda e qualquer análise estatística de experimentos.

Ao perguntarmos aos coordenadores quantas e quais disciplinas do curso trabalham com a Estatística, C1 declarou que tem apenas uma disciplina com esse foco. No curso que ele coordena, existem outras que até usam, mas apenas a parte descritiva e algumas distribuições de probabilidade, avançando até os testes de hipótese, mas de forma bastante superficial, segundo ele. Além disso, essas disciplinas não são ministradas nem por engenheiros nem por estatísticos.

O coordenador C2 ratifica a fala de C1, afirmando que existe, no currículo obrigatório, apenas uma disciplina de Estatística, que trabalha da mesma maneira destacada pelo outro coordenador. C2 acrescenta que existe outra disciplina, embora optativa, que é Controle de Qualidade. Ele não conhece, exatamente, qual o nível de profundidade da Estatística dessa disciplina, mas afirma que é muito frequentada pelos alunos. Na opinião dele, deveria haver alguma disciplina mais aplicada, nem que fosse optativa, que abordasse cálculos

de incerteza de instrumentos ou aplicações mais direcionadas à experimentação. Essa última observação se alinha com a direção deste trabalho, embora tenha ficado a dúvida dela ter sido induzida pelo objeto deste estudo, que era de conhecimento deste coordenador.

No curso de engenharia de produção, coordenado por C3, existem quatro disciplinas obrigatórias, Probabilidade e Estatística, Controle Estatístico de Processos, Probabilidade e Estatística Aplicada à Produção e Confiabilidade e Manutenção. A primeira ministrada por um estatístico, a segunda por um Administrador, a terceira por um economista e a última trabalhada por um engenheiro. Como esperado nos cursos de engenharia de produção, a Estatística é trabalhada de forma mais profunda, embora a falta de uma disciplina que aborde o Planejamento e a Análise de Experimentos seja lamentável, diante das possibilidades que este conhecimento oferece, conforme já foi abordado neste trabalho. Segundo o próprio coordenador, os alunos só utilizam esse conhecimento “em trabalhos interdisciplinares, trabalho de conclusão de curso ou em iniciação científica”.

O docente Do afirma que, na sua principal disciplina, que é bastante técnica, ele não usa Estatística, embora acredite que tenha espaço para utilizá-la, se tivesse um domínio mais amplo e se os alunos, também, tivessem uma base melhor nessa área. Segundo ele, “caso resolvesse usar mais ferramentas estatísticas, acho que ia precisar ficar retomando com os alunos alguns conceitos e perderia o foco de minha disciplina”. Esse relato de Do merece uma atenção especial diante da necessidade de uma conexão mais estreita entre as disciplinas ministradas no curso e as possíveis utilizações da Estatística, em particular aquelas da área técnica.

O discente Di reforça a existência uma única disciplina de estatística no curso, embora perceba seu uso, mesmo que superficial, em outras disciplinas. Ele, também, acredita que verá algo mais consistente na disciplina Processos

Estocásticos, cujas aulas estão iniciando. Ele, também, acredita que alguns professores não têm conhecimento consistente na área de Estatística, ou, se o possuem, “não passam para os alunos”.

Do ratifica essa informação, quando relata que seu único conhecimento estatístico foi adquirido na graduação e que, no mestrado, as disciplinas eram, exclusivamente, técnicas.

O discente entrevistado acrescenta: “Na faculdade aprendi apenas alguma teoria da Estatística, sem aplicação na minha área, mas no estágio vi algumas aplicações”. Apesar dessa percepção, ele não teve acesso a muitos detalhes de como a Estatística é utilizada na indústria. Segundo ele, seu único aprendizado na área de Experimentação foi nas aulas práticas de laboratório, pois na indústria ele supõe: “acho que se usa muito pouco”. E, de fato, essa impressão se alinha com os depoimentos dos engenheiros entrevistados, o que será tratado em seguida.

Conforme observado nas entrevistas, os três coordenadores de cursos de engenharia entrevistados depõem que seus cursos abordam apenas conceitos elementares da Estatística e nenhum deles, nem mesmo o de engenharia de produção de I3, trabalha o Projeto e a Análise de Experimentos em seu currículo obrigatório. Este curso oferece a disciplina Análise de Experimentos como optativa a partir do sétimo semestre do curso, mas, segundo o coordenador, ela não está entre as disciplinas preferidas pelos alunos. E a baixa incidência de alunos nesta disciplina corrobora, conforme veremos a seguir, para uma rara, ou quase inexistência de profissionais capazes de planejar e analisar um experimento na indústria da Região Metropolitana de Salvador.

Apesar da falta da experimentação nesse curso, o que não deveria ocorrer em um curso de engenharia de produção, a matriz curricular do mesmo apresenta 4 disciplinas da Estatística, o que foi relatado por C3, e já tratado anteriormente.

Uma importante universidade desta região, aqui identificada por I2, e que oferece 10 (dez) cursos diferentes de engenharia, também, apresenta em sua grade de disciplinas obrigatórias para 9 (nove) destes cursos, apenas uma disciplina de Estatística. E a única disciplina oferecida, para 6 dessas engenharias, Métodos Estatísticos, sequer menciona Projeto e Análise de Experimentos em sua ementa, que apresenta apenas os seguintes tópicos básicos:

- a) Objetivos da Estatística;
- b) Séries estatísticas e representação gráfica;
- c) Medidas de Centralidade e Dispersão;
- d) Probabilidade e suas distribuições;
- e) Distribuições amostrais;
- f) Intervalos de confiança;
- g) Testes de hipótese;
- h) Método dos mínimos quadrados;
- i) Correlação e Regressão linear simples.

Observa-se que um conteúdo significativo para uma carga horária da disciplina de apenas 68 horas-aula, dificultando o aprofundamento em tópicos importantes, como as distribuições de probabilidade, por exemplo. Os testes de hipótese e as regressões, trabalhados no final do semestre, tendem a ser vistos de forma superficial, sem um maior detalhamento. E essas abordagens são suficientes para comprometer futuros estudos na área de experimentação, que, apesar de não estarem previstos nos currículos mínimos obrigatórios, podem ser demandados pela atuação profissional desses futuros engenheiros.

Vale ressaltar que o curso de engenharia de agrimensura e cartográfica não possui nenhuma disciplina da área da Estatística. E apenas os cursos de engenharia química, de produção e de automação e controle desta universidade

trazem, em seu currículo mínimo, uma disciplina denominada Estatística na Engenharia, que aborda, além dos tópicos relacionados acima:

- a) Projetos de Experimentos;
- b) Controle Estatístico de Processos;
- c) Aplicações de Métodos Numéricos em Estatística;
- d) Introdução à Estatística Multivariável.

Essa disciplina, de fato, contempla importantes itens da Estatística. Mas a quantidade de conteúdos propostos sugere uma abordagem mais superficial, ao se tratar de uma disciplina, também, de 68 horas-aula. Essa é a única disciplina obrigatória da Estatística neste curso de engenharia de produção e isso termina por limitar a formação dos egressos desse curso, em uma área de extrema importância para este profissional. Além disso, a realização, ou mesmo a compreensão, de um projeto e análise de um experimento, por mais simples que seja, demanda um conhecimento mais profundo que aquele possível em uma única disciplina obrigatória com o papel, também, de introduzir um conteúdo da importância da Estatística.

Outra IES, aqui identificada por II, também pública, oferece apenas 3 cursos de engenharia: mecânica, elétrica e química. Essa IES segue a mesma linha da anterior, oferece no currículo mínimo apenas uma disciplina da Estatística (comum aos três cursos), deixando de fora importantes tópicos, tais como: Método dos mínimos quadrados, Correlação e Regressão linear simples. O programa dessa disciplina foi fornecido pelo coordenador e pode ser visto no Anexo 1.

Essa disciplina, denominada Probabilidade e Estatística, que é ministrada em 60 horas-aula no semestre, não se propõe a trabalhar de forma mais específica esse conteúdo. De forma semelhante à disciplina da instituição

I2, muitos conteúdos importantes são desconsiderados, tais como o Método dos Mínimos Quadrados e a Regressão Linear. E o assunto em voga nesta pesquisa, que é a experimentação, não é sequer mencionado.

Outra instituição analisada, identificada por I3, é particular, e oferece 9 (nove) cursos de engenharia. Os cursos, com exceção da engenharia de produção, oferecem apenas uma disciplina obrigatória de Estatística, conforme o Quadro 13.

| Curso | Disciplinas |
|--------------------------------------|--|
| Engenharia Ambiental | Probabilidade e Estatística |
| Engenharia Civil | Probabilidade e Estatística |
| Engenharia da Computação | Probabilidade e Estatística |
| Engenharia de Produção | Probabilidade e Estatística Probabilidade e Estatística Aplicada à produção Controle Estatístico de Processos Confiabilidade e Manutenção |
| Engenharia Elétrica | Modelos Estatísticos em Engenharia |
| Engenharia de Materiais e Manufatura | Probabilidade e Estatística |
| Engenharia Mecânica | Modelos Estatísticos em Engenharia |
| Engenharia Mecatrônica | Modelos Estatísticos em Engenharia |
| Engenharia Química | Probabilidade e Estatística |

Quadro 13 Disciplinas de Estatística nos cursos de I3

Apesar de não ter conseguido, oficialmente, uma cópia do programa da disciplina Probabilidade e Estatística, obtive informação de que a ementa se assemelha à disciplina Métodos Estatísticos, da Instituição I2. E Modelos Estatísticos em Engenharia inclui análise de variância e aborda delineamentos simples de experimentos, chegando a tratar de superfície de resposta. Essa última disciplina trata de tópicos importantes, mas também apresenta uma carga horária insuficiente para trabalhar os conteúdos de forma adequada. Apesar disso, tem-se a vantagem de profissionais que sabem do que trata a

experimentação e de suas potencialidades, tendo condição de aprofundar o tema caso haja demanda nesse sentido.

Outra Instituição de Ensino Superior analisada, que oferece cursos de engenharia, não teve nenhum coordenador entrevistado, é particular e foi identificada por I4. São 6 (seis) cursos de engenharia e todos eles, com exceção da engenharia de produção, oferecem apenas uma disciplina chamada Estatística, que trabalha na mesma linha da única disciplina Probabilidade e Estatística, oferecida nos cursos de I3. Esta disciplina aborda Estatística Descritiva, Probabilidade e suas principais distribuições, Amostragem e Estimação.

O curso de Engenharia de Produção de I4 oferece, além da disciplina Estatística no 3º ano, outra chamada Métodos Quantitativos, oferecida no 4º ano do curso. Esta disciplina complementa a anterior com Regressão e Correlação, Análise de Variância, Análise Fatorial, além da Modelagem e Análise de Experimentos. Ambas as disciplinas possuem carga horária de 60 horas, o que permite apenas introduzir os conteúdos para os futuros profissionais, de modo que, em caso de necessidade de uso na indústria, tenham embasamento suficiente para pesquisar e aprofundar o conhecimento, a ponto de serem capazes de por em prática o projeto e a análise de um experimento.

Segundo foi apresentado, os engenheiros, com exceção dos de produção, não apresentam conhecimento consistente acerca do Projeto e Análise de Experimentos, por não terem nenhuma disciplina que trabalhe esse conteúdo de forma sistemática. Apenas essa constatação, nas instituições de Ensino Superior da Região Metropolitana de Salvador, já é suficiente para se prever seu uso de forma incipiente, ou mesmo sua não utilização. No momento em que as instituições não trazem esse conteúdo nas ementas das disciplinas obrigatórias da maioria dos seus cursos de engenharia, o uso desta ferramenta estará deveras

comprometido, ainda que, excepcionalmente, algum engenheiro possa habilitar-se a tal tarefa, de forma a realizá-la com êxito.

Conforme foi abordado no Referencial Teórico, a realização de um experimento em uma indústria, mesmo que no seu delineamento mais simples, exige uma série de conhecimentos, a iniciar pela análise de variância. O delineamento inteiramente casualizado (DIC), com a análise de apenas um fator, com somente dois níveis, que é o caso mais elementar de um experimento, demanda conhecimento além do estudado pela grande maioria dos engenheiros diplomados na Grande Salvador.

Voltando às entrevistas realizadas, ao ser questionado sobre o uso da Estatística Experimental nas indústrias na GS, o coordenador C1 declara acreditar que a utilização ocorra mais nas empresas de consultoria e menos nas empresas de produção efetivamente.

Em relação à mesma pergunta, C2, coordenador da engenharia mecânica, acredita que não se faça uso dessa ferramenta, principalmente, em razão da falta de conhecimento. Segundo ele, na prática são feitos experimentos empíricos, na base da tentativa e erro, até alcançar a situação desejada.

O coordenador C3 acredita que os egressos de seu curso, de engenharia de produção, tenham condição de utilizar conhecimentos de Estatística Experimental. Apesar disso, ele afirma não ter dados para garantir o uso, nas indústrias da GS, desta ferramenta. Segundo ele, sua utilização é recomendada em decorrência da possibilidade de melhorias de processos, correção de falhas e medidas preditivas.

O docente Do ratifica o relato da maioria dos coordenadores, afirmando que não conhece nenhuma indústria dessa região que utilize a Estatística Experimental para avaliar processos produtivos. Ele acredita que se alguma delas faz esse uso, caracterizar-se-ia uma exceção.

C1 acredita que a graduação deve ser mesmo generalista e um estudo mais profundo da Estatística é papel da pós-graduação. Para ele, trata-se de um instrumento importante, mas que atende, minimamente, às demandas do mercado.

E, quando perguntado sobre estratégias que poderiam mudar esse cenário, este coordenador foi enfático ao reforçar que os engenheiros possuem conhecimento estatístico para o nível de exigência do mercado regional. Segundo ele, situações mais complexas, com muitas variáveis, fogem da alçada de um simples graduado, demandando melhores formações, não apenas na área de Estatística Experimental.

O coordenador C2 acredita que a Estatística Experimental não seja muito usada em virtude do baixo desenvolvimento tecnológico da região analisada. Ele traz um relato importante e preocupante: “Se você não tem conhecimento, é só reprodutor, mantenedor, então, você não precisa da Estatística”. Esta afirmação sugere, diante da incipiente formação estatística da maioria dos engenheiros constatada nesta pesquisa, que muitos deles se restringem a reproduzir conhecimento.

Quando perguntado sobre a possibilidade de uma formação mais sólida dos engenheiros na Estatística Experimental mudar esse cenário, ele coloca, de forma interessante, que seu uso deve ser demandado, e não compulsório. Para ele, o que deve mudar é a visão do engenheiro como desenvolvedor de conhecimento, aí a Estatística Experimental vai ser necessária. Ele, de forma coerente, afirma que ela é ferramental, portanto, só vai ser utilizada se houver demanda para seu uso.

O coordenador C3, de engenharia de produção, espera que uma formação mais sólida pode mudar esse cenário posto. Segundo ele, se as indústrias adotassem rotinas de otimização, redução de falhas e previsão de

ocorrências, os experimentos seriam demandados e esse conhecimento seria desenvolvido de maneira generalizada.

O docente Do corrobora com a opinião de C3, ao considerar a falta de conhecimento na Estatística Experimental como a principal causa para sua não utilização. Segundo ele, a melhor maneira de mudar essa realidade é melhorar o ensino da Estatística nos cursos de engenharia, inclusive, com aulas práticas que exemplifiquem sua utilização. Ele considera ainda que, se os detentores desse conhecimento apresentassem resultados vantajosos, obtidos em outros lugares, as indústrias teriam mais abertura para adotar o uso dessas ferramentas, mostrariam “boa vontade”. O meio acadêmico, conforme Do, pode contribuir por meio de projetos de pesquisa que promovam esses exemplos práticos, o que daria muito mais respaldo para a adoção por parte das indústrias.

O discente Di, também, crê na superficialidade do ensino da estatística, nas graduações em engenharia, como o grande fator restritivo do seu uso nas indústrias. Ele sugere, inclusive, que existam duas disciplinas de Estatística, uma primeira mais teórica, e outra prática, que apresenta aplicações. Esta ideia é de fato interessante e poderia trazer, nesta segunda disciplina, os conteúdos relativos à experimentação, conforme abordado no capítulo 2, na proposta apresentada por Ferreira Filho e Dias (2007) para os cursos de engenharia da Ufscar.

Esse estudante propõe, ainda, tópicos mais avançados da área da engenharia elétrica que demandam uso de uma estatística mais complexa, tais como: inteligência artificial, redes neurais, entre outros. Segundo ele, o conhecimento elementar da Estatística não é suficiente para um claro entendimento desses tópicos.

O coordenador C2 acredita que, para mudar o cenário atual em relação ao desuso da Estatística Experimental, é necessário uma mudança na visão das indústrias, que associada a uma melhor capacitação nessa área por parte das

graduações, pode catalisar seu uso de forma mais ordinária. Segundo ele, o estímulo à implantação de indústrias que trabalham com desenvolvimento de novos produtos, também, tende a tornar mais frequente o uso dessas ferramentas, pois tudo é uma questão de necessidade.

Em relação ao que se observou, fundamentando-se nas entrevistas e planos de cursos, os engenheiros formados na Região Metropolitana de Salvador possuem uma concepção mais generalista, não possuindo conhecimento estatístico experimental suficiente para planejar e analisar um experimento em uma indústria. Nesta região, o nível de desenvolvimento das indústrias, também, não estimula um estudo mais específico na área de Estatística, em especial quando se trata de experimentação.

Na visão dos acadêmicos, como não há demanda no desenvolvimento de novos produtos, ou de técnicas estatísticas mais complexas, os engenheiros que trabalham na produção terminam por acompanhar os processos, sem interferir de forma significativa nas suas variáveis. Além disso, os softwares utilizados nos sistemas produtivos realizam esses ajustes de forma automática, sem a necessidade de engenheiros mais preparados em termos de conhecimentos estatísticos.

Ratificando essa dificuldade, para a realização de um experimento fatorial, por exemplo, uma série de conceitos estatísticos é necessária. E o que se constatou, ao longo das análises, é que poucos são os engenheiros que possuem tal conhecimento, ausente na maioria dos currículos obrigatórios dos cursos de engenharia da Grande Salvador.

Resumindo, pelas informações extraídas das entrevistas e das análises dos planos de curso das disciplinas da Estatística, conclui-se que essas graduações não preparam seus engenheiros para planejar, e muito menos analisar um experimento, por mais simples que ele seja. As informações obtidas

trazem a ideia de profissionais executantes de tarefas, com boa formação técnica, mas com pouca capacidade analítica.

4.2 Realidade de indústrias na grande Salvador

Após a análise da realidade observada nos cursos de graduação de engenharia da Região Metropolitana de Salvador, especialmente com relação à abordagem da Estatística Experimental, faz-se necessário compreender a indústria nesta região. Em particular sob a ótica da utilização, ou não, de experimentos industriais.

Este setor da economia, na Grande Salvador, é um dos principais responsáveis pela geração de empregos e injeção de recursos no estado da Bahia, sendo produtor de, aproximadamente, metade do PIB do estado. Associado a essa importância, o Departamento de Indústria do IBGE divulgou que a produção industrial baiana apresentou, no período de maio/2012 a abril/2013, um crescimento de 4,1%, superando o crescimento de todos os outros estados brasileiros e contrastando com uma retração de 1,1% na produção industrial brasileira no mesmo período.

E na contramão desse desenvolvimento, as indústrias dessa região, principalmente as pequenas e médias, apresentam pouca, ou limitada competência para realizar experimentos capazes de melhorar processos existentes, ou de criar novos com mais eficiência. Pelo menos essa foi a realidade colocada nas entrevistas realizadas tanto com os acadêmicos que capacitam os engenheiros para atuação nas indústrias da região, como naqueles profissionais já presentes e que vivenciam esse setor.

E essas últimas entrevistas, que objetivaram perceber como as indústrias da Região Metropolitana de Salvador lidam com a Estatística Experimental, foram feitas com 3 empresários, aqui identificados por E1, E2 e E3, que

coordenam indústrias nesta região, e dois engenheiros, identificados por Eg1 e Eg2, que, também, atuam em indústrias da Grande Salvador.

Ambos os empresários e os engenheiros evidenciaram uma realidade com pouco uso efetivo da Estatística, por parte dos profissionais responsáveis pela operação. Eles ratificaram a realidade posta pelos acadêmicos, de que apenas a Estatística Descritiva é usada diretamente, e ainda assim, de forma bastante incipiente.

4.2.1 Perfil dos sujeitos entrevistados

Os empresários, apesar de atuarem em setores produtivos variados e possuírem períodos distintos de experiência, trouxeram percepções muito semelhantes em relação ao nível de uso concreto da Estatística em suas indústrias.

E1 é um experiente engenheiro civil, com 36 anos de formado, que coordena uma metalúrgica com mais de 100 funcionários. Esta empresa presta serviço de corte e dobra de aço para a indústria da construção civil, sendo responsável pelo fornecimento de toda a estrutura de aço para grandes obras dentro e fora de Salvador.

Apesar de um grande volume de produção e um número de funcionários que categoriza a indústria no rol das médias empresas, apenas 2 engenheiros (contando com E1) trabalham nesta empresa. A grande maioria dos funcionários é composta por técnicos da área de mecânica que trabalham na produção.

Além das entrevistas já mencionadas, foram realizadas algumas visitas à empresa de E1, com o objetivo de realizar um experimento industrial. Os muitos momentos de presença física nesta empresa foram fundamentais para um melhor entendimento da sua rotina e das conseqüentes dificuldades encontradas na

tentativa de se realizar a experimentação. Os detalhes dessa experiência serão abordados em tópico a seguir.

O empresário E2, também, é um engenheiro civil, com 20 anos de formado, que coordena uma construtora que atua, principalmente, no mercado de edifícios residenciais há de 8 anos. A empresa possui cerca de 150 funcionários diretos e indiretos, mas apenas dois engenheiros contratados.

E para integrar o rol dos empresários entrevistados, E3 é um engenheiro mecânico formado há 15 anos e comanda uma empresa que atua na área de montagem e construção industrial. Segundo ele, são 80 funcionários contratados diretamente, e mais alguns terceirizados que variam a depender da demanda. Destes empregados permanentes, existem 10 engenheiros. E na época da entrevista, havia cerca de 30 terceirizados.

Algumas características desses empresários foram organizadas no comparativo do Quadro 14, e são importantes para um melhor entendimento das informações extraídas das entrevistas realizadas.

| Empresário | E1 | E2 | E3 |
|----------------------|------------------|------------------|---------------------|
| Formação (graduação) | Engenheiro Civil | Engenheiro Civil | Engenheiro Mecânico |
| Período da graduação | 1972 a 1977 | 1988 a 1993 | 1993 a 1998 |
| Ramo da empresa | Metalurgia | Construção civil | Montagem industrial |
| Nº de funcionários | 130 | 150 | 80 |
| Nº de engenheiros | 2 | 2 | 10 |

Quadro 14 Informações sobre os empresários entrevistados

E para complementar os relatos dos três empresários, foram entrevistados dois engenheiros, Eg1 e Eg2, sendo o primeiro químico e o segundo mecânico.

O engenheiro de processos Eg1 possui 25 anos de formado e possui pós-graduação em engenharia de processos. A empresa que ele trabalha, há 7 anos, está localizada no Polo Petroquímico de Camaçari e fabrica uma série de produtos químicos orgânicos utilizados na composição de fertilizantes e plásticos. São pouco mais de 100 funcionários, sendo a maior parte ligada à produção, e cerca de 15 engenheiros. Ele gerencia uma das plantas petroquímicas, sendo responsável pela coordenação de 23 profissionais, sendo 3 engenheiros.

Eg2 possui 17 anos de formado e trabalha na área de produção em uma indústria de bebidas que possui, na unidade em que ele trabalha, cerca de 500 funcionários, sendo apenas 3 engenheiros. De forma semelhante a Eg1, Eg2 informou que eles fazem uso geral da Estatística, que, segundo ele, “pode ajudar muito”, mas não soube especificar quais ferramentas poderiam ser usadas.

4.2.2 Articulação dos dados: experimentação e indústria (entrevistas)

O primeiro item do questionário dos empresários interrogou acerca do nível de preparação dos engenheiros recém-formados na RMS. O empresário E1, que se mostrou essencialmente prático, sente falta de mais estágios durante a graduação. Segundo ele, os engenheiros chegam ao mercado de trabalho muito teóricos, pois ficam muito tempo em frente ao computador.

Com uma perspectiva um pouco diferente, o empresário E2 considera baixa a preparação dos engenheiros para o mercado de trabalho. Segundo ele, na construção civil, a grande oferta de emprego terminou por diminuir o grau de exigência das empresas contratantes e, por consequência, o nível de preparação dos profissionais. Um ponto que E2 sinaliza como deficiente pelos engenheiros é a área administrativa e gerencial. Segundo ele, os engenheiros que coordenam projetos e, conseqüentemente equipes, não possuem conhecimentos da área de

gestão, pois são, eminentemente, técnicos. E nessa perspectiva, a experimentação se apresenta como uma ferramenta bastante útil, com inúmeras possibilidades de contribuição, mas que, como percebemos desse aprendizado nas faculdades de engenharia, deixa muito a desejar.

O empresário E3 considera a formação dos engenheiros bastante generalista, ratificando a ideia sugerida pelos acadêmicos entrevistados. Também considera que o parque industrial de Salvador não contempla processos e equipamentos de uma complexidade tal que exijam profissionais com qualificações acima do que se encontra nos engenheiros atualmente formados nas IESs da RMS.

O engenheiro Eg1, que atua na área petroquímica, fez uma clara distinção entre os engenheiros formados nas IESs públicas daqueles graduados nas instituições privadas. Segundo ele, os primeiros têm, perceptivelmente, uma melhor formação e estão mais bem colocados.

Eg2 reforça a ideia de engenheiros mais generalistas, apresentada por E3. Ele sugere, inclusive, que eles deveriam ter a opção de formações mais específicas, como ocorre nos cursos de medicina. Segundo ele, esses profissionais terminam sendo preparados pelas próprias empresas, que têm disputado os bons profissionais, escassos no mercado atual.

Quando perguntado sobre a importância da Estatística na atuação profissional do engenheiro, E1 reconhece sua importância, mas admite que sua empresa não possui uma sistemática de utilização da mesma, muito menos com uma abordagem experimental. Utiliza-se apenas a Estatística Descritiva, para comparar resultados atuais com anteriores, e o próprio E1 admite não possuir um conhecimento mais profundo nessa área.

E2 ratifica as posições de E1, tanto quanto à importância da Estatística, quanto ao uso desse conhecimento na empresa. Ele, também, reforça a

desconhecimento das possibilidades de realização de um experimento na sua empresa, inclusive, por algum outro engenheiro da empresa.

O empresário E3 nem mesmo considera o domínio da Estatística como fundamental para as atividades de um engenheiro no mercado local. Para ele, conhecimentos básicos nesta área já são suficientes. Segundo ele, que trabalha com montagens industriais, como não há processos produtivos repetitivos ou em linha de produção, a Estatística termina sendo dispensada. Na empresa dele, nenhum engenheiro possui conhecimento para utilizar qualquer ferramenta estatística, CEP, Experimentação, dentre outros.

O engenheiro Eg1 declara que utiliza muito pouco, e apenas a Estatística básica. Segundo ele, as unidades produtivas já possuem sistemas de controle auto-reguladores, que fazem os ajustes automaticamente. Ele considera a Estatística importante, mas não a utiliza de forma sistemática, muito menos sob a abordagem experimental.

Eg2 reforça a importância da Estatística no “controle de processos produtivos e garantia da qualidade”. A empresa, segundo ele, utiliza indicadores, normas, padrões e análise de desempenho dos processos. Apesar dessa afirmação, ele não elencou nenhuma ferramenta que, efetivamente, seja utilizada, em especial na área experimental, em que seu conhecimento é reconhecidamente incipiente.

Este engenheiro considera que a maioria das indústrias da Grande Salvador não utiliza o CEP, muito menos a Estatística Experimental, que, de acordo com ele, pouquíssimo conhecida pelos engenheiros que atuam na área produtiva das indústrias em Salvador.

Ele, que desconhece essa área da Estatística, admite que a empresa estaria disposta a capacitar algum profissional para realizar o planejamento e análise de experimentos, se os possíveis ganhos na produtividade ou na qualidade fossem atrativos e viáveis. Posição que foi reforçada por Eg1.

E esse custo de capacitação de um profissional, associado ao que se gasta para realizar um experimento seja *online* ou *offline*, tende a representar um investimento inferior à economia que as possíveis otimizações de um processo determinam. Principalmente quando se trata de processos que envolvam grandes quantidades ou produtos de alto valor agregado, onde qualquer melhoria tende a significar grandes economias.

Menos aberto a possíveis mudanças, E1 não se mostrou disposto, no momento, a investir na capacitação de um de seus engenheiros na área de Estatística Experimental, independente dos ganhos que isso poderia representar. Entretanto, acredita que se os engenheiros tivessem uma melhor capacitação nesta área, a realidade da indústria em Salvador poderia ser bem diferente.

O empresário E2 admite pouco uso, tanto do CEP quanto da Estatística Experimental, justificado, segundo ele, pelo despreparo dos engenheiros nessa área. Ele acredita ser diferente caso os cursos de engenharia trabalhassem esse conteúdo de forma satisfatória.

Segundo ele, na área da construção civil, existem poucos dados levantados, inclusive de produtividade. Um primeiro passo, para mudar essa realidade, seria estimular as empresas a levantarem mais dados, pois sem eles, nada pode ser feito estatisticamente. Apenas dessa forma, os dados podem seriam melhor armazenados, comparados e analisados.

O empresário E3, como os outros profissionais entrevistados, não conhece com detalhes e não utiliza a Estatística Experimental. Mas também acredita que a falta de uma boa formação nesta área limita seu uso nas indústrias de Salvador.

Mesmo o CEP, que é uma ferramenta mais difundida, não é utilizado de forma mais ampla nas empresas da RMS. E3, inclusive, não conhece as possibilidades que seu uso proporciona, nem conhece suas aplicações.

Diante dos depoimentos obtidos desses cinco profissionais, percebe-se um uso muito restrito da Estatística, principalmente, da abordagem experimental, quase que uma desconhecida da maioria dos engenheiros abordados. Nenhum deles sequer demonstrou conhecimento acerca da Estatística Experimental, quiçá condição de utilizá-la como ferramenta na melhoria de um processo produtivo.

Todos eles consideram a falta de conhecimento como grande justificativa para sua não utilização, que se conjuga de forma coerente com as falas dos acadêmicos que, também, foram entrevistados. Todos consideram que um ensino mais consistente da Estatística nas graduações em engenharia pode ser um grande passo para difundir seu uso de forma sistemática. Posição que pode ser estendida para a Estatística Experimental, que eles consideram um universo desconhecido, mas se mostraram, em sua maioria, dispostos a investir na capacitação de profissionais nessa área, desde que os benefícios sejam recompensadores.

4.3 Indústria metalúrgica experienciada

A fim de uma percepção mais clara das possibilidades, e reais utilizações da Estatística Experimental em uma indústria, propôs-se uma experiência de alguns dias dentro de uma indústria de médio porte na Grande Salvador. O objetivo era identificar e viabilizar um experimento nesta indústria de forma a perceber, *in loco*, os reais fatores que influenciam a realização de um experimento industrial.

4.3.1 A empresa

A empresa experienciada nesta pesquisa presta serviço de corte e dobra de barras de aço para a construção civil e está localizada no município de Lauro de Freitas, que compõe a Região Metropolitana de Salvador.

Esta empresa foi escolhida por apresentar algumas características que facilitaríamos nosso trabalho:

- Empresa de médio porte, boa representante do conjunto de muitas empresas que compõem o conglomerado industrial soteropolitano;
- Companhia fornecedora de serviços para a construção civil, cuja demanda tem sido crescente e constante;
- Confiança, pelos donos da empresa, de total sigilo das informações observadas ao longo das muitas visitas;
- Disponibilidade inicial, do pessoal de produção, para realizar ajustes necessários aos possíveis experimentos.

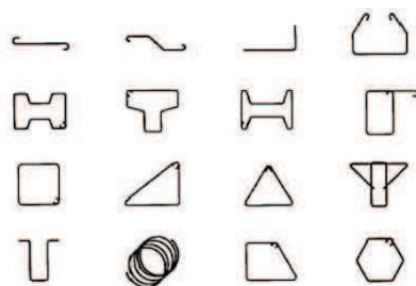


Figura 11 Exemplo de peça produzida - gravata

As barras são recebidas “enroladas” em grandes carretéis, e, utilizando modernas máquinas importadas da Itália, a metalúrgica vende as peças de aço solicitadas pelas empresas de construção civis, devidamente cortadas e dobradas, como exemplificadas na figura 11, acima. Em alguns casos, elas já são entregues

montadas, como na figura 12, abaixo. É uma empresa de pequeno/médio porte, que possui pouco mais de 100 funcionários, sendo mais da metade deles técnicos mecânicos lotados na área de produção.

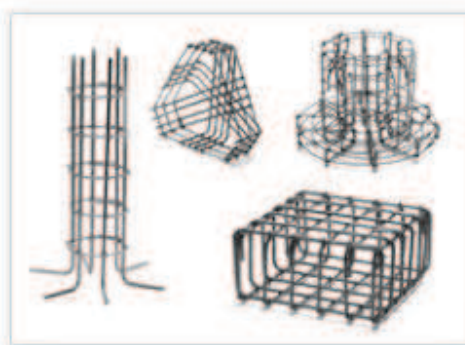


Figura 12 Exemplo de peça produzida - estribo

As máquinas, utilizadas no corte e na dobra das barras de aço, têm boa confiabilidade, sendo a manutenção fácil e, normalmente, feita pelos próprios operadores. Os procedimentos operacionais são relativamente simples e dominados pelo pessoal de operação. Além disso, não há uma grande rotatividade entre estes funcionários. Quando da contratação de um novo operador, este recebe um treinamento básico de mecânica no SENAI – Serviço Nacional de Aprendizagem Industrial, sem foco, ainda, na especificidade da produção da empresa. Após isso, é submetido a um minicurso na própria empresa, quando começa a entender o processo produtivo e como funcionam as máquinas utilizadas na dobra e corte das barras de aço. Em seguida, o novo contratado acompanha, durante algum tempo, um operador experiente, e, somente após isso, ele estará apto a operar com autonomia as máquinas utilizadas no processo de produção da empresa.

4.3.2 Tentativa de um experimento: problemas e soluções

Após algumas reuniões com o diretor e o gerente de produção da empresa, percebeu-se que a produção trabalha sem grandes percalços, e as peças produzidas atendem, normalmente, às especificações de projeto. Estas especificações, na construção civil, são menos rigorosas que em outras áreas da engenharia, admitindo menor precisão nas dimensões das peças produzidas. Segundo o gerente mencionado, a própria regulagem das máquinas já garante peças, em conformidade com o projeto, ou seja, produtos dentro das margens toleráveis.

A proposta inicial era trabalhar com algum fator técnico que pudesse interferir na produção, como tipo de ferramenta de corte utilizada, número de técnicos envolvidos em cada núcleo de produção, velocidade de alimentação das máquinas, dentre outros.

Mas, de acordo com o gerente de produção, o maior problema em relação à eficiência do processo produtivo é a falta de mão de obra especializada no serviço executado pela empresa. Essa dificuldade é consequência da falta de qualificação dos operários, muitos deles com ensino fundamental incompleto. Segundo depoimento dos responsáveis pela produção, a falta de uma formação escolar mais consistente torna os operadores mais inseguros, no momento de programação das máquinas, gerando mais dúvidas na interpretação dos projetos. Essas dificuldades reduzem a agilidade na preparação das máquinas, que termina por interferir na produtividade dos operadores.

Diante disso, decidimos, em consenso com a diretoria, analisar como determinadas características dos operadores, em especial o nível de escolaridade, podem ser significativas no seu rendimento diário de produção. Percebemos que não havia a possibilidade de manipular livremente a produção para operacionalizar os tratamentos, ou mesmo efetuar grandes mudanças que

pudessem comprometer as peças produzidas. Os diretores demonstraram boa vontade, mas não queriam, e nem podiam, desconsiderar seus prazos e custos. Começaram a aparecer as dificuldades existentes quando se planejava, efetivamente, um experimento industrial.

Nosso objetivo era tentar um experimento capaz de avaliar a influência de determinadas características dos operadores nas suas respectivas produtividades. Para tanto, todos os envolvidos decidiram analisar duas variáveis qualitativas: estado civil (casado ou solteiro) e nível de escolaridade: (ensino fundamental ou ensino médio). O plano era identificar se os fatores eram significativos em relação às produtividades de cada um dos operadores.

A primeira dificuldade enfrentada foi na obtenção de informações referentes aos funcionários. Muitos dados estavam desatualizados, e o setor de pessoal da empresa se mostrou incapaz de realizar esse levantamento com agilidade. Em qualquer análise, nem sempre, ou poucas vezes, as informações estão à nossa disposição.

Como solução para esse primeiro problema, percebemos que não era necessário analisar todos os operários, mas somente aqueles que trabalhavam usualmente na operação de cada uma das 12 máquinas responsáveis pelo corte e dobra das peças, principal atividade da empresa. Começamos, então, para a identificação desses 12 funcionários e para obtenção das suas características que poderiam influenciar na produtividade de cada um deles. Obtivemos as informações diretamente com os operadores.

De posse desses dados, planejamos como seria feito o levantamento de quanto cada um dos operadores produzia, quantas repetições seriam necessárias no experimento e como faríamos essas observações. Ou seja, precisávamos delinear o experimento.

A empresa mede a produção diária de cada operário em quilogramas de barras produzidas, e esse levantamento é feito pelo supervisor no início de cada

manhã seguinte aos dias de trabalho. Percebemos que as produções dos diversos operadores variavam muito, a depender da bitola da barra utilizada, pois o parâmetro utilizado era a massa de peças produzidas, em quilogramas. Por exemplo, um operador, trabalhando com uma barra de 6,3 mm, tenderia a produzir uma massa muito menor que outro com uma barra de 10 mm, mesmo que o primeiro seja mais eficiente que o segundo.

A fim de minimizar essas diferenças, resolvemos mudar a grandeza utilizada para medir a produção, em vez da massa em kg, passamos a considerar o comprimento de barra produzida, em metro linear. Essa mudança colocaria em igualdade de condições os operadores que trabalhavam com barras de diferentes bitolas, visto que a produção linear independe do diâmetro das barras utilizadas em uma determinada peça.

Resolvemos fazer o levantamento da produção daqueles 12 operadores, durante duas semanas consecutivas, a fim de analisar os dados. Logo no início do levantamento, percebemos que as variações continuavam muito grandes, ainda que nas repetições de um mesmo funcionário ao longo da semana. Após algumas análises e discussões, tanto em Lavras, com meu orientador prof. Marcelo de Oliveira, quanto com os responsáveis pela produção da empresa, constatamos dois fatores que certamente influenciavam em tais variações: as diferentes capacidades produtivas das máquinas analisadas e o tipo de peça produzida por cada funcionário em determinado dia.

As máquinas possuem velocidades distintas de trabalho, algumas são mais modernas que outras, existem umas que fazem determinado tipo especial de dobra, outras conseguem dobrar as barras nas duas pontas, duas outras que produzem apenas as peças chamadas gravatas, apenas para citar algumas diferenças existentes. Ao percebermos a dificuldade, ou mesmo inviabilidade de comparar todas as máquinas de forma consistente, resolvemos analisar apenas os operadores em máquinas similares.

São quatro equipamentos semelhantes, em que seus operadores, teoricamente, estão em igualdade de condições ao produzir peças, também, semelhantes. Peças mais elaboradas e produzidas, com barras mais esbeltas, tendem a representar uma produção menor, daí a necessidade de considerar peças que guardem certa semelhança e que sejam fabricadas com barras de mesma bitola.

O ideal, neste caso, era que pudéssemos testar os diversos operadores em uma mesma máquina, produzindo peças semelhantes, pois aí teríamos condição de experimento com os dois fatores e dois níveis de cada fator. Ou poderíamos fazer um rodízio entre eles e as diversas máquinas. Seria um experimento fatorial simples, de fácil execução e análise sem grandes dificuldades, como visto no referencial teórico.

Acontece que cada um dos operadores trabalhava, usualmente, em uma máquina específica. Quando certo operador estivesse trabalhando com sua máquina usual, teria vantagem em relação àquele que não estaria acostumado com aquela máquina.

Diante dessas diferenças, precisávamos comparar operadores em máquinas semelhantes, produzindo peças, também, similares, a fim de que nossos dados fossem consistentes para realizar a análise de variância. Claro que as diversidades poderiam ser, em muitos casos, minimizadas com o controle local, por meio de blocos, realizando um delineamento em blocos casualizados. Mas, nesse problema abordado, existia uma grande diversidade de peças produzidas, o que poderia tornar o experimento muito complexo e, dependendo das peças encomendadas pelos clientes, a medição de todos os tratamentos poderia demandar um tempo superior ao disponível.

O que facilitou um pouco nosso planejamento foi o fato de que as quatro máquinas similares, definidas como foco do nosso levantamento, na maior parte das vezes, eram utilizadas para produzir peças semelhantes (barras retas). E essa

característica viabilizava uma comparação mais fácil entre os operadores, já que estariam em igualdade de condições para executar seus trabalhos.

Constatamos que dois desses operadores possuem ensino médio e outros dois apenas o ensino fundamental completo. Percebemos, também, que dois deles são solteiros e os outros casados. E a combinação inicial foi a melhor possível, pois ao planejarmos o experimento fatorial com apenas dois fatores, com dois níveis em cada fator, percebemos que cada um dos quatro operadores possuía uma, das quatro duplas diferentes de características. Conforme Quadro 15, um é solteiro e tem ensino médio, o outro é solteiro e não tem ensino médio, um é casado com ensino médio e o último é casado sem ensino médio.

| Operador | Estado civil | Nível escolaridade |
|----------|--------------|--------------------|
| A | Solteiro | Ensino médio |
| B | Casado | Ensino médio |
| C | Casado | Ensino fundamental |
| D | Solteiro | Ensino fundamental |

Quadro 15 Características dos operadores analisados

A rigor, neste experimento planejado, as unidades experimentais seriam os quatro operadores, cujas produtividades sofrem a ação das diferentes características (ou fatores) em análise. Como as máquinas consideradas têm capacidades produtivas semelhantes, as produções, que representam a variável resposta, estarão sob o efeito das características inerentes a cada um dos operadores em relação ao estado civil e à escolaridade.

Iniciamos, então, a delinear o experimento. Seria feito um rodízio entre os quatro operadores e as quatro máquinas, fazendo cada operador utilizar cada uma das máquinas. Seriam feitas repetições com cada uma das configurações, e com base nesses dados, far-se-ia a análise de variância.

Apesar de uma discutida, e prometida, disponibilidade para realizar as mudanças necessárias ao experimento, percebeu-se, claramente, que a empresa

apresentava limitações. Qualquer alteração proposta não seria aceita se comprometesse o planejamento da produção, que tinha prazos e conformidades a seguir. A liberdade de ajustes, colocada quando dos primeiros contatos para realização deste trabalho com estudo de caso desta empresa, terminou por se restringir.

Percebeu-se que cada operador trabalhava em máquinas específicas, e que a troca entre eles não era desejada pela empresa, por receio de comprometimento da produção. Tentou-se uma negociação nesse sentido, que não resultou em nenhuma mudança da posição inicial da diretoria.

Conforme visto ao longo do referencial teórico, a realização de um experimento, mesmo diante de restrições impostas pelo contexto, pode ser viabilizada por algumas adaptações e/ou determinados testes para minimizar os erros experimentais, ou verificar o nível de comprometimento da análise quando determinados princípios não forem cumpridos.

Quando se realizaram medições das produções desses 4 operários que trabalhavam com as máquinas semelhantes (chegou-se a medir 10 dias de produção de cada um deles), aquilo que se supôs serem repetições, na verdade foram observações múltiplas ou observações repetidas, pois tiveram origem na mesma unidade experimental. Repetições propriamente ditas deveriam vir de condições experimentais semelhantes, mas de unidades distintas. Da forma como foram realizadas as medições, o erro que afetou a primeira medida, certamente, de forma sistemática, afetou as seguintes. Essas medições, em quilogramas, estão na Tabela 33.

Tabela 33 Produção diária de cada um dos operadores no período analisado

| Operador | Dia 1 | Dia 2 | Dia 3 | Dia 4 | Dia 5 | Dia 6 | Dia 7 | Dia 8 | Dia 9 | Dia 10 |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| A | 21829 | 16725 | 21473 | 26082 | 20200 | 26192 | 26682 | 26457 | 24351 | 29535 |
| B | 16037 | 20441 | 17682 | 15171 | 15498 | 15796 | 26747 | 13906 | 11849 | 15498 |
| C | 16205 | 27370 | 12944 | 13068 | 27167 | 24949 | 30459 | 35623 | 27030 | 18714 |
| D | 13582 | 14780 | 15403 | 14048 | 15278 | 21372 | 24304 | 22329 | 20263 | 20200 |

Com os dados em mãos e, sem a possibilidade de realizar rodízio, ou mudanças que gerassem novas medições que viabilizassem um experimento, só restou verificar se cada um dos operários analisados mantinha um padrão de produção, e com que nível de dispersão na produtividade. Este tipo de análise dispensa conhecimentos específicos de Estatística Experimental, mas pode, também, trazer informações interessantes para os gestores da empresa.

Tabela 34 Análise dos dados dos operadores

| Operador | Média | Desvio padrão | Coefficiente de variação |
|----------|-------|---------------|--------------------------|
| A | 23953 | 3823 | 16,0% |
| B | 16863 | 4129 | 24,5% |
| C | 23353 | 7707 | 33,0% |
| D | 18156 | 3933 | 21,7% |

Conforme Tabela 34, os operadores A e D foram os que apresentaram produtividades mais regulares. E estes são, entre os quatro operadores analisados, os dois solteiros. Para se verificar alguma correlação entre estado civil e homogeneidade produtiva, seria necessário analisar mais operadores, o que terminou não sendo viabilizado nesta empresa. Além disso, essa análise não conjuga com a proposta deste trabalho, que tem como foco a experimentação.

Uma solução, para viabilizar um experimento, seria realizar um rodízio entre os 4 operários, nas quatro máquinas semelhantes. Caso isso fosse possível, poderíamos fazer um experimento fatorial, com um delineamento em blocos

casualizados, em que os blocos seriam as máquinas, e cada um dos quatro operários passaria por cada uma das máquinas. Mas isso não foi viável na empresa trabalhada, pois segundo eles, cada operário precisaria de um tempo de adaptação nas máquinas em que ele não estivesse acostumado, o que poderia comprometer os prazos acordados com os clientes.

Esta observação, feita pelos diretores da empresa, demonstra claramente que a única disponibilidade deles era de realizar a experimentação *online*. Neste caso, conforme tratado no referencial teórico, os produtos obtidos de cada tratamento continuariam tendo o mesmo destino final: o cliente, sendo a produção dentro do mesmo padrão e atendendo aos prazos estabelecidos em contrato.

Além disso, a proposta de se realizar um experimento *offline*, até mesmo fora do expediente de trabalho, foi rejeitada pela empresa. Segundo os responsáveis pela produção, esse custo não poderia ser incorporado por eles. Vale ressaltar que, mesmo após várias tentativas de convencer a empresa dos benefícios que a experimentação pode trazer, ela não conseguiu perceber que o investimento teria grande chance de valer a pena se realizado de forma adequada. Teria sido interessante se fizessemos uma projeção da receita adicional que uma possível melhoria traria para a empresa. Mas a falta de informação e disponibilidade da empresa, nesse momento da pesquisa, não permitiu a exposição das vantagens desse investimento.

Evidencia-se, portanto, a importância de se discutir essa alternativa. Mesmo tendo constatado que esta opção não resolveu a questão de um experimento viável nesta metalúrgica, ela é a mais adequada, e menos comprometedora, em muitos casos. Esta forma de experimentação será discutida no último item deste capítulo, em função da relação existente entre a viabilidade e os benefícios que podem ser incorporados a um processo produtivo.

Continuando a avaliar outras alternativas, um recurso pensado, para viabilizar uma análise consistente, foi o de se delinear um experimento fatorial sem repetição. Mas, logo em primeira instância, descartou-se essa possibilidade, visto que há apenas dois fatores na análise (escolaridade e estado civil). Segundo Montgomery (2009), os experimentos não repetidos são recomendados para testes com uma quantidade maior de fatores. Isto porque o resíduo, na análise de variância destes experimentos, é a combinação das interações de maiores ordens, que, normalmente, não são significativas (interação tripla, quádrupla, quádrupla,...). No experimento proposto, tinha-se apenas a interação dupla, com grande chance de ser significativa.

Diante dessa restrição, a falta de aleatoriedade terminou por comprometer a casualização de um possível experimento. Com a impossibilidade de se aleatorizar os operadores com as máquinas, os erros experimentais deixam de ser variáveis aleatórias distribuídas de maneira independente, passando a apresentar problemas de correlação, conforme Cochran (1947). Ainda segundo ele, o princípio da casualização garante que os tratamentos não sejam sistematicamente favorecidos, ou prejudicados, por alguma fonte de variação estranha.

É importante salientar que, no caso de heterocedasticidade, que significa heterogeneidade de variâncias, existem recursos que podem verificar o quanto esse não cumprimento compromete determinada análise, tais como:

- a) Gráfico de resíduos versus valor estimado;
- b) Gráfico de resíduos versus variável em questão;
- c) Mínimos quadrados ponderados;
- d) Mínimos quadrados generalizados;
- e) Análise não paramétrica, entre outros.

Conforme já sinalizado, o detalhamento desses métodos não será abordado neste trabalho, mas representam importantes sugestões para futuras pesquisas.

Apesar das possibilidades ora colocadas, a realização de um experimento nesta empresa metalúrgica terminou por não se concretizar. As restrições impostas pela diretoria, quanto às necessárias mudanças entre operadores e máquinas inviabilizaram o experimento. O receio da direção, principalmente em relação aos custos e prazos contratuais, representou o grande obstáculo à experimentação. Essa experiência evidencia a necessidade de uma conscientização das possibilidades de ganhos que a realização de um experimento pode representar para uma empresa. Sem essa percepção, que antagoniza a cultura imediatista existente na maioria das indústrias, as condições mínimas para realização de um experimento terminam inviabilizadas.

Outra observação importante é a ponderação acerca de algumas possibilidades que situações semelhantes às encontradas nesta metalúrgica permitem analisar. Um estudo seria o da repetibilidade e reprodutibilidade, conceitos importantes associados à Metrologia. Mas, para se abordar a reprodutibilidade no problema da empresa metalúrgica analisada, os operários precisariam utilizar a mesma máquina, o que não ocorreu.

Outra análise, associada à anterior e de grande utilidade para a empresa, seria avaliar se cada funcionário conserva o mesmo padrão produtivo ao longo dos dias, ou em longo prazo, pela sua trajetória profissional, após algum treinamento específico, ao longo da experiência adquirida. Esta abordagem poderia ser, inclusive, verificada com os dados obtidos nesta pesquisa, já que temos a produção de um mesmo funcionário ao longo de dez dias consecutivos.

Essas duas últimas sugestões consideradas, que possuem estreita relação entre si, não serão abordadas neste trabalho de pesquisa para não desvirtuar os

objetivos previamente definidos, mas representam tópicos merecedores de pesquisas complementares.

4.4 Organizando e viabilizando experimentações industriais

Ao longo deste trabalho, apresentamos diversas formas de se realizar um experimento na indústria. A depender das condições impostas pelo contexto em análise e dos objetivos almejados, podemos utilizar delineamentos e modelos diferentes.

As principais formas de se realizar um experimento foram abordadas no referencial teórico, associadas a seus modelos matemáticos e acrescidas de exemplos de aplicação em alguns tipos de indústria.

Além da escolha do tipo de experimento a ser realizado, outras importantes etapas compõem o projeto de experimentos:

- a) Reconhecimento e declaração do problema;
- b) Escolha dos fatores e níveis das variáveis de entrada;
- c) Projeção da redução dos custos e/ou aumento da receita;
- d) Seleção das variáveis respostas; (depende do objetivo do estudo);
- e) Escolha do delineamento experimental: (depende do objetivo do estudo, natureza do material experimental, dentre outros.);
- f) Execução do experimento;
- g) Análise dos dados;
- h) Conclusões e recomendações.

E essas linhas básicas, essenciais na realização de qualquer experimento, suscitaram a sistematização representada na Figura 13.

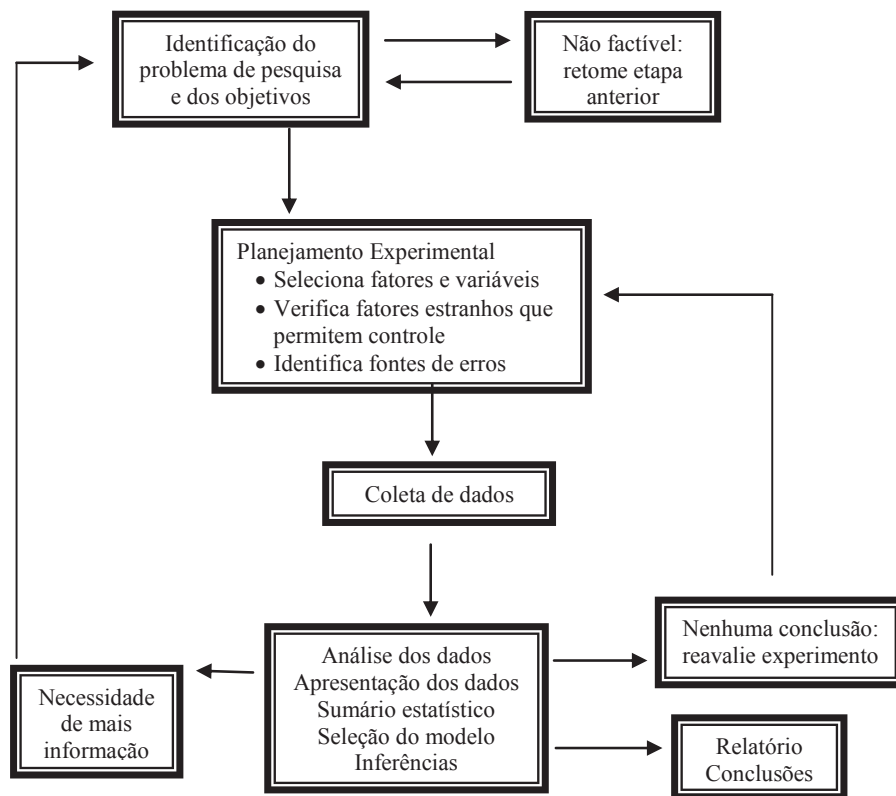


Figura 13 Sistematização do projeto de um experimento

Em uma pesquisa de qualquer natureza, o procedimento clássico de delineamento de experimentos consiste em eleger o problema que se deseja pesquisar. Logo, define-se com clareza os objetivos, para então proceder ao planejamento de todas as etapas. Depois da identificação do problema, a escolha dos fatores representa uma etapa importante que precede a realização de um experimento. Alguns questionamentos podem e devem ser feitos:

- a) Qual variável resposta se deseja analisar?
- b) Quais fatores influentes na variável resposta podem ser investigados ou controlados neste experimento?
- c) Quais níveis desses fatores se deve avaliar?
- d) Haverá a necessidade de algum controle local, utilizando-se blocos?
- e) Existe casualidade na distribuição dos tratamentos nas unidades experimentais?
- f) De que forma essa distribuição será feita?
- g) Quantas repetições de cada tratamento serão necessárias para que resultemos em uma análise válida e objetiva?
- h) Qual método de análise de dados será utilizado?
- i) Qual diferença entre as médias dos distintos tratamentos será considerada importante?

As técnicas de delineamento de experimentos podem ser aplicadas tanto na melhoria de processos existentes, como no desenvolvimento de novos. E a depender de qual seja o caso, existem algumas possibilidades tratadas no Quadro 16.

| Processos existentes | Novos processos |
|--|---|
| Melhoramento da produtividade do processo | Avaliação e comparação de configurações delineadas básicas |
| Redução geral de custos | Avaliação de materiais alternativos |
| Redução do tempo de desenvolvimento | Seleção e delineamento de parâmetros de modo a tornar processos mais robustos |
| Redução da variabilidade (resultados mais próximos do padrão/meta requerido) | Determinação de parâmetros chaves que tem impacto na performance do processo |

Quadro 16 Possíveis objetivos de um experimento

Conforme a Figura 13, apresentada no início deste tópico, a análise dos dados, mais especificamente a análise de variância, representa uma das etapas do experimento. E ela representa um fator restritivo no uso da experimentação de uma maneira geral. Como foi verificado, após uma série de entrevistas e análises de programas de disciplinas em cursos de engenharia na Grande Salvador, a maioria dos engenheiros formados nessa região é introduzida ao mercado de trabalho sem nenhum conhecimento mais específico de Estatística. E a análise de variância é, sem exceção, deixada fora dos conteúdos trabalhados nas disciplinas obrigatórias dessa graduação.

E experimentos simples poderiam ser realizados. Como tratado no referencial teórico, se tomarmos, como parâmetro inicial, um modelo de efeitos fixos, os elementos básicos para a análise de variância são bastante simples, especialmente se consideramos apenas um fator envolvido no estudo. De forma bem objetiva, é como se existisse uma distribuição de probabilidade da variável resposta (dependente) em cada nível do fator. Para efeito de inferências sobre este modelo de análise de variância, assume-se que:

- a) Cada uma das distribuições de probabilidade é normal;
- b) Cada distribuição de probabilidade tem a mesma variância;
- c) As observações para cada nível do fator são observações aleatórias da correspondente distribuição de probabilidade e são independentes das observações de qualquer outro nível do fator.

Assim, a análise de variância, que pode ser realizada por um engenheiro, ainda que com limitado conhecimento em Estatística, assume que as distribuições de probabilidade diferem, possivelmente, apenas nas médias. Diferenças entre as médias refletem, essencialmente, efeitos dos níveis do fator (ou fatores) e é esta a razão pela qual a análise de variância é dirigida para as

respostas médias nos diferentes níveis do fator. A análise de variância, para dados amostrais das distribuições de probabilidade de cada nível do fator, usualmente, é procedida em dois passos:

- a) Determina se as médias da variável resposta nos níveis do fator são iguais ou não;
- b) Se as médias da variável resposta nos níveis do fator não são iguais, examinam-se como elas diferem e quais as implicações dessas diferenças.

Essa é uma possibilidade simples e factível, já que esse entendimento dispensa grandes especialistas em Estatística. Mas constatamos que demanda mais conhecimento do que aquele trabalhado pela maioria dos cursos de graduação em engenharia localizados na Região Metropolitana de Salvador.

Com o objetivo de um melhor entendimento dos aspectos que envolvem a experimentação, principal foco desta pesquisa, apresentaremos algumas possibilidades de classificação. Os Quadros 17 e 18 trazem formas de classificá-la, quanto ao destino do que foi produzido e quanto às variantes em relação ao atendimento dos princípios fundamentais da experimentação. Além disso, o cruzamento dessas possibilidades demanda algumas associações e soluções que merecem as considerações apresentadas.

Segundo o tipo de cliente para qual a produção se destina, a experimentação pode ser considerada *offline* ou *online*. Quando ela ocorre *offline*, ou seja, fora da linha de produção da empresa, o cliente externo não recebe diretamente os resultados gerados pelo experimento. Quase toda a experimentação agropecuária é dessa espécie e pode ocorrer em núcleos de pesquisa, laboratórios, plantas piloto, etc.

No caso *online*, que será trabalhado de maneira conclusiva no próximo tópico, os produtos gerados durante o experimento têm como destino o cliente externo, desde que eles continuem atendendo às especificações previstas em projeto. Este tipo de experimento, que ocorre na própria linha de produção, caracteriza parte considerável dos exemplos industriais.

É importante esclarecer que, caso não haja como garantir as repetições necessárias para o cálculo do erro experimental, conforme foi abordado no tópico anterior, uma solução é utilizar o experimento fatorial não repetido. Ratificando o que já foi abordado, esse tipo de experimento é adequado a situações em que a existência de muitos fatores dificulta, ou mesmo inviabiliza a realização de um experimento fatorial completo.

| Segundo tipo de cliente | Segundo os princípios fundamentais | | | | | |
|-------------------------|---|-------------------|---|-------------------|---|-------------------|
| | Repetição | | Casualização | | Controle local | |
| | Sim | Não | Sim | Não | Sim | Não |
| Offline | Delineamentos tradicionais da pesquisa agropecuária | Solução 1 | Delineamentos tradicionais da pesquisa agropecuária | Solução 2 | Delineamentos tradicionais da pesquisa agropecuária | Solução 3 |
| Online | Delineamentos tradicionais com restrições | Solução 1 ou EVOP | Delineamentos tradicionais com restrições | Solução 2 ou EVOP | Delineamentos tradicionais com restrições | Solução 3 ou EVOP |

Quadro 17 Diferentes modelos e métodos de experimentação possíveis

| | |
|-----------|---|
| Solução 1 | Experimento fatorial sem repetição – utilização de gráficos de probabilidade normal ou seminormal |
| Solução 2 | Verificação da validade da análise de variância |
| Solução 3 | Utilização de blocos – redução do erro experimental |

Quadro 18 Soluções propostas (caso de não atendimento aos princípios fundamentais da experimentação)

Nas situações em que a experimentação ocorre *online*, e não há possibilidade de repetição, pode-se tentar a mesma Solução 1 comentada para o

caso *offline*. Outra saída, quando possível, é tentar aplicar os fundamentos do EVOP, ou simplesmente, processo evolutivo. Neste caso, seriam promovidas pequenas mudanças nas variáveis de entrada, de acordo com o experimento delineado, e as medições da variável resposta proporcionariam a configuração de um experimento completo.

No caso do princípio da casualização não ser atendida, realiza-se o experimento e verifica-se a validade da análise de variância. Essa verificação é feita, conforme abordado no referencial teórico, testando-se a aditividade dos efeitos, a independência dos valores observados e a normalidade e homocedasticidade dos erros. No caso da análise ocorrer *online*, pode-se proceder da mesma forma, ou seja, realizando o experimento sem a casualização e verificando a validade da análise de variância (Solução 2). Ou ainda, tem-se a possibilidade de utilizar os conceitos do EVOP, gerando dados de forma sistemática e gerando dados que validem a ANOVA.

Diferente dos dois primeiros princípios, o controle local, embora largamente utilizado, é dispensável em experimentos em que o material experimental seja homogêneo. Mas como isso, na prática, é pouco comum, seu uso termina sendo frequente. Nos experimentos industriais, por exemplo, dificilmente teremos o mesmo operador, o mesmo fornecedor de matéria prima, exatamente as mesmas condições ambientais, e qualquer uma dessas mudanças já é motivo para demandar a divisão do experimento em blocos.

O delineamento em blocos casualizados é um dos tipos mais adotados na indústria, segundo Montgomery (2009). Isto ocorre exatamente pela dificuldade existente, na prática, da garantia de homogeneidade das condições experimentais. E, havendo qualquer dúvida em relação a essa uniformidade, procede-se a algum tipo de controle a fim de minimizar os riscos da necessidade de realização de um novo experimento.

Nos casos em que há evidente, ou suspeita, heterogeneidade no material experimental, independente do teste ser feito *online* ou *offline*, o procedimento é sempre trabalhar com blocos. Lembrando que esta medida tem como principal objetivo reduzir o erro experimental a ponto dele não comprometer a percepção dos efeitos importantes de fatores experimentais.

Verifica-se, portanto, que a realização de um experimento de baixa complexidade não demanda profundos conhecimentos da Estatística. As graduações em engenharia da Grande Salvador poderiam trabalhar, minimamente, conteúdos específicos da experimentação em alguma de suas disciplinas, o que viabilizaria a percepção de suas reais utilidades.

Além disso, seu uso restrito, verificado na região em análise, inibe as prováveis constatações benéficas de sua utilização. Essas comprovações serviriam de estímulo para um maior aprofundamento nessa área, o que poderia mudar, significativamente, a receptividade quanto ao seu uso.

4.5 Experimentação online: limitações e possibilidades

A experimentação *online*, extensamente abordada neste trabalho, é planejada de tal forma que a produção ocorra dentro das características e prazos demandados. Sob a influência dos fatores identificados como influenciáveis, cujos níveis são alterados, conforme projeto do experimento, este é realizado e o produto gerado tem o mesmo destino da produção convencional: o cliente final.

Os processos industriais existentes, em geral, são passíveis de alguma melhoria na produtividade. Este potencial surge não apenas em função de falhas no planejamento original, mas também de mudanças que podem ocorrer durante a rotina de produção. A melhoria de um processo industrial apresenta três limitações importantes:

- a) A maioria dos processos envolve múltiplas etapas ou estágios e mudanças em um estágio devem ser introduzidas, cuidadosamente, para evitar romper com os procedimentos normais de operação em outra parte do processo;
- b) Em virtude de grandes quantidades envolvidas, a fabricação de produtos fora da especificação representa prejuízos significativo;
- c) É importante que o produto permaneça consistente, embora o produto possa ser melhorado, propriedades diferentes do produto possam causar problemas para consumidores que estão satisfeitos com as características atuais.

A violação de qualquer uma dessas limitações tem chance de resultar em perdas econômicas desnecessárias.

Realizar um experimento *online*, independente de a proposta utilizar ou não o EVOP, minimiza algumas das questões colocadas, principalmente pelo fato de que as variações testadas representam, sem divergências, as situações reais a que o processo estará sujeito quando das mudanças percebidas como necessárias para melhoria do processo (BOX; DRAPER, 1987).

Independente da magnitude da indústria, cujo processo será avaliado por algum experimento *online*, é essencial que as mudanças promovidas nos níveis das variáveis do processo sejam mínimas. Para determinar os efeitos dessas mudanças, é necessário repetir cada experimento várias vezes, garantir a casualidade dos tratamentos, nos diversos momentos sob análise e, ainda, verificar a necessidade de algum controle local. Ou seja, os mesmos princípios observados da experimentação *offline* continuam imprescindíveis, e, também, com possíveis soluções em caso de não atendimento a algum deles.

No caso da Operação Evolutiva (EVOP), ela foi planejada para ser conduzida por operadores num processo de produção em escala industrial, sem,

contudo, impedir ou alterar a produção satisfatória de produtos simultaneamente a sua aplicação. Deste modo, as circunstâncias são muito diferentes daquelas de laboratório, em que tempo e dinheiro adicionais devam ser empregados para realização dos experimentos. Considerando a situação em que EVOP é utilizada, tem-se que manter a relação sinal-ruído baixa, assim, um grande número de experimentos é, normalmente, necessário para revelar os efeitos das mudanças; sendo imprescindível a realização destes, que resultam em um custo adicional baixo (BOX; HUNTER; HUNTER, 2005).

Este tipo de operação se caracteriza de forma mais clara, quando imaginamos uma produção contínua: uma indústria petroquímica, com processos químicos sequenciados, um processo de engarrafamento de uma empresa de bebidas, pois imaginam-se mudanças nas variáveis do processo, enquanto o processo continua ativo. Mas ele também pode ser utilizado em indústrias de produção intermitente, em uma metalúrgica, por exemplo. Nesse caso a produção é feita em lotes. Terminando-se a fabricação do lote de um produto, outros produtos tomam o seu lugar nas máquinas. No caso da metalúrgica analisada, a realização de um experimento online só não ocorreu, como abordado, em decorrência das limitações existentes para realização das mudanças necessárias ao experimento.

Ratificando a viabilidade na realização de um experimento em indústrias de pequeno e médio porte, Scarrah (1987) afirma que a utilização de algumas técnicas estatísticas simples pode ajudar a evitar perdas econômicas ocasionadas pela produção de produtos fora de especificação. Com a condução de vários ciclos em cada etapa, os pequenos efeitos virtualmente não detectados no produto, durante as fases individuais do experimento, podem ser avaliados utilizando uma simples análise de variância. Segundo o autor, outra vantagem da análise estatística é que as interações entre variáveis podem ser facilmente identificadas.

Segundo Box & Draper (1987), ao longo do processo de desenvolvimento do EVOP, pode-se utilizar, de forma simples, o planejamento de experimento fatorial 2^k para estudar efeitos de até três fatores simultaneamente. Esses fatores podem ter sido identificados para seleção de variáveis em um experimento conduzido, para descobrir quais fatores do processo influenciam, significativamente, a variável resposta. E indústrias localizadas na Região Metropolitana de Salvador, com engenheiros detentores de conhecimentos mais específicos acerca da experimentação, são capazes de desenvolver o EVOP e melhorar, significativamente, processos industriais.

Não é todo processo que permite a realização de um experimento *online*. De acordo com Box e Draper (1987), as principais características de processos favoráveis à aplicação do EVOP são:

- a) O processo deve ser repetitivo, ou o trabalho de produção deve durar um tempo razoavelmente longo para justificar os esforços de otimização;
- b) Aplicação em áreas onde os potenciais benéficos de melhoria do produto são grandes, no entanto, esta não é uma limitação séria, isto porque raramente um processo está sendo operado em condições ótimas;
- c) Capacidade de perturbar facilmente as variáveis do processo; o processo deve estabilizar rapidamente depois de perturbado, já que as futuras condições são determinadas com base na última execução e é desejável que a variável resposta tenha uma medida rápida.

Abordando de forma mais específica a Operação Evolutiva (EVOP), vale destacar algumas vantagens para sua utilização:

- a) a melhoria do produto;

- b) a melhoria da eficiência do processo;
- c) a evolução do processo em virtude de seu melhor conhecimento por parte dos operadores;
- d) aplicação diretamente na linha de processamento.

Com relação às desvantagens, Box e Draper (1998) apontam:

- a) custos de tempo e dinheiro no treinamento de pessoal nas etapas de mudança dos níveis das variáveis;
- b) custos associados com a manutenção e análise de registros e documentos.
- c) limitações acerca das possibilidades de mudanças nos níveis das variáveis de entrada.

Esses custos podem ser modestos, mas como na maioria dos investimentos, precedem aos lucros e, considerando sua natureza especulativa, esses lucros infelizmente são sempre incertos. Pode-se argumentar que, por perturbar o processo de suas condições atuais, que podem ser ótimas, tolera-se a possibilidade de incorrer em algumas perdas. No entanto, esse argumento é considerado improvável para a maioria dos processos, visto que as condições ótimas na maioria dos casos não são as condições operacionais atuais.

Vale ressaltar a importância de se diferenciar o procedimento que caracteriza o CEP (Controle Estatístico de Processos) com o que foi explicado na experimentação *online*. Como já foi abordado, no primeiro, de forma passiva, as causas especiais de variação são identificadas e atacadas a fim de se manter um processo sob controle. No caso da experimentação, são promovidas mudanças intencionais nas variáveis de entrada, de acordo com o que foi

delineado, com o objetivo de verificar as mudanças acarretadas na variável resposta do processo.

O CEP utiliza princípios semelhantes ao da experimentação, embora com particularidades:

- a) casualização: as medições feitas obedecem à variabilidade natural do processo;
- b) repetição: os valores obtidos representam repetições naturais do próprio processo.

Existe, ainda, a possibilidade de essas duas ferramentas trabalharem juntas. Suponha que um gráfico de controle identifique que determinado processo, composto de um grande número de variáveis de entrada, esteja fora de controle. A menos que se conheçam as variáveis de entrada mais importantes (ou que mais influenciam o processo), será bastante difícil trazer esse processo, novamente, para seu estado de controle. E o planejamento de experimentos aparece, justamente, como o método estatístico capaz de identificar as variáveis de entrada mais importantes, nesse caso.

5 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Objetivou-se neste estudo, centrado na Estatística Experimental, ainda que pareça tratar-se de um aspecto muito específico, o da experimentação industrial, ampliar sua abrangência ao abordar todos os aspectos que estão aqui entrelaçados.

A análise das demandas, para realização de um experimento na indústria, inclusive, com uma tentativa real, trouxe à tona uma série de obstáculos a seu uso de forma mais extensa, até mesmo, questões relacionadas à formação estatística dos engenheiros graduados na Grande Salvador.

Quanto à principal questão deste estudo, a pesquisa em campo, associada com toda a teoria referenciada, mostra que a indústria soteropolitana utiliza, de forma muito incipiente, a experimentação. Mesmo sendo ferramenta de grande potencial na otimização de processos ou na implantação de outros novos mais eficientes, as indústrias desta região não possuem, em sua maioria, profissionais capacitados para planejar e analisar um experimento.

Após algumas análises, em relação aos modelos e formas de experimentação, associadas com as entrevistas realizadas, nesta pesquisa evidenciaram-se alguns fatores que dificultam o uso da experimentação pelas indústrias da Grande Salvador. Entre eles, vale destacar:

- a) os cursos de graduação em engenharia da RMS trabalham a Estatística de forma dissociada da realidade dessa área;
- b) os programas das disciplinas da Estatística, que compõem as matrizes curriculares desses cursos, na sua maioria, não abordam a Estatística Experimental;
- c) os engenheiros das indústrias da RMS não demonstram possuir conhecimentos suficientes para realizar um experimento;

- d) as indústrias, em geral, não demandam dos seus engenheiros um domínio mais amplo da Estatística, quiçá da área experimental;
- e) mesmo os experimentos de maior simplicidade demandam conhecimentos estatísticos não trabalhados pelas graduações de engenharia, e desconhecidos da maioria dos engenheiros que atuam nas indústrias da RMS;
- f) não existe uma comunicação fluida entre a universidade e as empresas, em especial aquelas de pequeno e médio porte;
- g) a burocracia universitária termina por obstacular processos que poderiam resultar em parcerias universidade X empresa.

A simples necessidade de atendimento aos princípios básicos da experimentação (casualização, repetição e controle local) já representa uma dificuldade associada a alguns fatores críticos listados acima. E esse é o primeiro grande entrave à realização do projeto de um experimento por parte de um profissional que desconhece essa ferramenta.

Neste trabalho demonstra-se, de forma inequívoca, que, na Grande Salvador, tanto a universidade, no seu importante papel de produção e disseminação do conhecimento, como no setor industrial, essencial ferramenta de crescimento econômico, não apresentam uma sistemática eficiente no sentido de instrumentalizar engenheiros de pequenas e médias indústrias quanto à Estatística Experimental. E a notória falta desse conhecimento limita as possibilidades de otimização de processos, mesmo que a demanda exija um experimento com relativa simplicidade.

Uma estratégia, para alterar de forma significativa a realidade constatada nesta pesquisa, seria apresentar modelos e exemplos de experimentos simples e viáveis, utilizáveis por algumas indústrias de Salvador. E esses exemplos

apresentariam uma análise das vantagens financeiras representadas pelos experimentos realizados, em detrimento dos custos que eles representam.

A transferência de conhecimento, necessária para a mudança da realidade aqui relatada e realizada no sentido universidade → indústria, pode ocorrer por alguma das seguintes vias aqui relacionadas:

- a) projetos de pesquisa;
- b) estágio supervisionado;
- c) centros de inovação tecnológica;
- d) convênios cooperativos;
- e) consultorias acadêmicas.

É necessário que haja interesse de ambas as partes para viabilizar essa efetiva comunicação que, associada à vontade política, pode mudar essa realidade.

Em termos de conhecimentos teóricos necessários, dentre os exemplos de análises básicas para experimentação na indústria que tratam peculiaridades próprias desta área, tem-se que:

- a) das situações estudadas, verificou-se que experimentos fatoriais são aqueles que apresentam aplicação mais simples e análise dos dados com maior viabilidade por parte das indústrias da RMS;
- b) o experimento fatorial 2^k é sugerido como um dos planejamentos interessantes para a indústria, visto que seu planejamento e sua análise são relativamente simples, se comparado a experimentos com mais de dois níveis por fator;
- c) outra vantagem apresentada dos experimentos fatoriais 2^k é que eles são úteis, quando o objetivo é examinar um grande número de

fatores, para determinar quais podem ser os mais importantes, ou quando o tempo ou os recursos para o experimento são escassos;

- d) o uso de algumas técnicas mostrou-se uma solução viável para a experimentação na indústria quando o problema de esforço e custo é limitante. Entre elas vale ressaltar:
- confundimento de efeitos fatoriais com efeito de blocos
 - fatorial não repetido
 - fatorial não fracionado

Quanto às estratégias do ensino-pesquisa-extensão em experimentação que podem ser propostas para as graduações em engenharia, determinada mudança já seria significativa: uma nova disciplina, complementar à Estatística básica já existente no segundo ou terceiro semestre da maioria dos cursos, faz-se necessária.

A primeira disciplina, presente em todos os cursos analisados, deve permitir ao aluno reconhecer a importância e o papel que a Estatística pode ter na sua formação e, principalmente, na sua futura atuação profissional. O futuro engenheiro precisa, ainda, ter condição de analisar uma base de dados, utilizando procedimentos estatísticos adequados para conhecer, descrever, apresentar, interpretar e inferir, sob diferentes aspectos, um problema em estudo.

Segue uma proposta de programa para essa disciplina inicial, de caráter introdutório. O mais adequado é que sejam oferecidas 90 horas, ou, pelo menos, 75.

Para que essa disciplina seja capaz de cumprir o papel a que se propõe, sugere-se que apresente os seguintes tópicos em sua **ementa**:

- a) Conceitos básicos de probabilidade e estatística descritiva;

- b) Variáveis aleatórias. Principais distribuições discretas e contínuas: Binomial, geométrica, Poisson, Normal, t, F, qui-quadrado;
- c) Amostragem. Estimção, teste de hipótese e intervalo de confiança para médias, proporções e variâncias;
- d) Regressão e correlação;
- e) Análise de variância.

Além disso, uma sugestão para os **objetivos** dessa disciplina é:

- a) Desenvolver no estudante competências, capazes de mostrar-lhe os princípios básicos e os métodos estatísticos usados na compreensão científica da realidade;
- b) Permitir a compreensão dos conceitos fundamentais da estatística descritiva e da teoria das probabilidades;
- c) Compreender as variáveis aleatórias, e associá-las às principais distribuições de probabilidades: discretas e contínuas;
- d) Estimar parâmetros por ponto e por intervalo, compreendendo a importância da amostragem e da probabilidade nesse processo;
- e) Apropriar-se dos testes de hipótese e utilizá-los como importante instrumento na tomada de decisões;
- f) Correlacionar variáveis linearmente, permitindo previsões e associações acerca da realidade;
- g) Compreender os objetivos e teoria da análise de variância;
- h) Esclarecer a articulação da Estatística com outros campos do saber e sua função no conjunto de competências profissionais desejadas.

Considerando as necessidades percebidas, diante dos objetivos propostos nesta pesquisa, uma proposta para os **conteúdos** a serem abordados nessa disciplina é:

- a) Estatística Descritiva: distribuição de frequência, representações gráficas, medidas de posição e dispersão;
- b) Probabilidade: espaço amostral, probabilidade de um evento, algumas regras de probabilidade;
- c) Variável Aleatória: conceito e distribuições;
- d) Distribuições de Probabilidade Especiais: binomial, Poisson, normal, exponencial e outras;
- e) Introdução à Inferência Estatística: amostragem, distribuição amostral e tamanho da amostra;
- f) Estimação: pontual e intervalar;
- g) Testes de Hipóteses: conceito geral, teste para a média e comparação de 2 médias;
- h) Análise Bidimensional: tabelas de dupla entrada e teste Qui-quadrado;
- i) Regressão Linear Simples: método dos mínimos quadrados;
- j) Análise de variância: utilização e importância na estatística experimental.

Após esse trabalho introdutório, julga-se necessário uma segunda disciplina, capaz de tornar os egressos dos cursos de engenharia aptos a realizar experimentos, ainda que de relativa simplicidade. Sugere-se uma carga horária de no mínimo 60 horas semanais, desde que o aluno já tenha apreendido os tópicos propostos na disciplina inicial.

Se o objetivo é garantir tal competência para os engenheiros recém-formados, o mais adequado é que tal disciplina faça parte do currículo obrigatório do curso. Mas, em caso dessa impossibilidade, que ela seja oferecida como optativa, com a garantida intenção de torná-la atrativa aos alunos (horário adequado, professor benquisto, palestra de apresentação, etc)

Essa disciplina complementar deve ser ministrada, na segunda metade do curso, quando os alunos já teriam um maior entendimento das reais possibilidades de aplicação da experimentação na engenharia. E precisaria trazer, na sua **ementa**, minimamente os seguintes conteúdos:

- a. Estatística e a experimentação científica;
- b. Métodos básicos para análise descritiva e exploratória dos dados;
- c. Conceitos básicos de planejamento e experimentos;
- d. Comparação de dois tratamentos;
- e. Noções de experimentação;
- f. Experimentos fatoriais. Fatorial 2^k ;
- g. Ideias básicas dos modelos de regressão e superfície de resposta;
- h. Introdução aos modelos com mistura;

Ao final do curso de graduação, o **objetivo** almejado na disciplina em questão é que o futuro engenheiro, ao identificar um problema, e estabelecidas as possíveis condições para investigação do mesmo, seja capaz de:

- a) Constituir um plano experimental adequado;
- b) Analisar adequadamente os dados coletados, considerando o planejamento experimental utilizado;
- c) Determinar as conclusões possíveis com base na análise estatística;

- d) Reiniciar o processo, formulando novas questões, metas, baseadas nas conclusões obtidas.

A garantia das ementas acima relacionadas, associada a professores capacitados e com metodologias adequadas, representa um grande passo para a capacitação de engenheiros e, conseqüentemente, indústrias mais preparadas para planejar e analisar experimentos focados em processos industriais existentes ou que estejam por ser implementados.

REFERÊNCIAS

- ALBIN, D. The use of statistical experimental design for PCB process optimization. **Circuit World**, Glasgow, v. 27, n. 4, p. 12-15, 2001.
- ALMEIDA, G. M.; QUININO, R. C. Otimização de um sistema químico de geração de vapor pelo método de operação evolucionária (EVOP). In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 28., 2008, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: ENEGEP, 2008.
- ALMEIDA NETO, J. C. P.; GUIMARÃES, A. S. Efeito dos parâmetros de pulso sobre a geometria do cordão de solda em soldagem de chapa fina de aço inox AISI 304 pelo processo TIG pulsado. **Soldagem & Inspeção**, São Paulo, v. 18, n. 1, p. 9-16, 2010.
- ALVAREZ, M. E. B. **Administração da qualidade e da produtividade:** abordagens do processo administrativo. São Paulo: Atlas, 2001.
- ANDERSON, V. L.; MCLEAN, R. A. **Design of experiments:** a realistic approach. New York: Marcel Dekker, 1974.
- ANTONY, J. et al. Improving the manufacturing process quality and capability using experimental design: a case study. **International Journal of Production Research**, London, v. 38, n. 12, p. 2607-2618, 2000.
- ARA, A. B. **O ensino da estatística e a busca do equilíbrio entre os aspectos determinísticos e aleatórios da realidade.** 2006. 114 p. Tese (Doutorado em Educação) - Universidade do Estado de São Paulo, São Paulo, 2006.
- BAMFORD, D. R.; GREATBANKS, R. W. The use of quality management tools and techniques: a study of application in everyday situations. **International Journal of Quality & Reliability Management**, Amsterdam, v. 22, n. 4, p. 376-392, 2005.
- BANZATO, D. A.; KRONKA, S. N. **Experimentação agrícola.** 4. ed. Jaboticabal: Editora da Funep, 2006.
- BARKER, T. B. **Quality by experimental design.** New York: Marcel Dekker, 1985.

BOGDAN, R.; BIKLEN, S. **Investigação qualitativa em educação**: uma introdução a teoria e aos métodos. Porto: Porto Editora, 1994.

BOX, G. E. P. Evolutionary operation: a method for increasing industrial productivity. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 6, n. 2, p. 81-101, June 1957.

BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. **Empirical model-building and responses surfaces**. New York: John Wiley & Sons, 1987.

BOX, G. E. P.; HUNTER, J. S. The 2^{k-p} fractional factorial designs, part 1. **Technometrics**, Washington, v. 3, n. 3, p. 311-351, Aug. 1961.

BOX, G. E. P.; HUNTER, J. S.; HUNTER, W. G. **Statistics for experimenters: design, innovation, and discovery**. 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2005.

BOX, G. E. P.; MEYER, R. D. An analysis for unreplicated fractional factorials. **Technometrics**, Washington, v. 28, n. 1, p. 11-18, Feb. 1986.

BOX, G. E. P.; WETZ, J. **Criteria for judging adequacy of estimation by an approximate response function**. Madison: University of Wisconsin, 1973.

BROCKA, B.; BROCKA, S. M. **Gerenciamento da qualidade**. São Paulo: Makron Books, 1994.

CÂMARA, M. A. O. **Delineamento de um experimento fatorial fracionário na otimização de um processo de gaseificação**: um estudo de caso. 1998. 93 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Escola Federal de Itajubá, Itajubá, 1998.

CHIESA, M. O. et al. Emprego da metodologia de superfície de resposta para avaliação da capacidade de derretimento de queijo mussarela *light*. **UNOPAR Científica, Ciências Biológicas e da Saúde**, Londrina, v. 11, n. 4, p. 55-58, 2009.

COCHRAN, W. G. Some Consequences when the assumptions for the analysis of variance are not satisfied. **Biometrics**, Washington, v. 3, n. 1, p. 22-38, Mar. 1947.

COLEMAN, D. E.; MONTGOMERY, D. C. A systematic approach to planning for a designed industrial experiment (with Discussion). **Technometrics**, Washington, v. 35, n. 1, p. 1-27, Feb. 1993.

CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A. **Administração de produção e operações, manufatura e serviços: uma abordagem estratégica**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

COSTA, V. M. G.; CUNHA, J. C. da. A universidade e a capacitação tecnológica das empresas. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 5, n. 1, p. 61-81, jan./abr. 2010.

CZITROM, V. One-factor-at-a-time versus designed experiments. **American Statistician**, Washington, v. 53, n. 2, p. 126-131, May 1999.

DANIEL, C. **Applications of statistics to industrial experimentation**. New York: John Wiley & Sons, 1976.

DANIEL, C. Factorial one-factor-at-a-time experiments. **American Statistician**, Washington, v. 48, n. 2, p. 132-135, May 1994.

DANIEL, C. Use of half-normal plots in interpreting factorial two-level experiments. **Technometrics**, Washington, v. 1, n. 4, p. 311-341, Nov. 1959.

DARWIN, C. R. **The effects of cross and self fertilisation in the vegetable kingdom**. London: John Murray, 1876.

DEMING, W. **Edwards–qualidade: a revolução da administração**. Rio de Janeiro: Editora Marques-Saraiva, 1990.

DEMO, P. **Metodologia do conhecimento científico**. São Paulo: Atlas, 1981.

FERREIRA FILHO, P.; DIAS T. C. M. Uma proposta de metodologia para o ensino de estatística nos cursos de engenharia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENSINO DE ENGENHARIA, 35., 2007, Curitiba. **Anais...** Curitiba: COBENGE, 2007.

FISHER, R. A. **Statistical methods for research workers**. Edinburgh: Oliver and Boyd, 1925.

FISHER, R. A. **The design of experiments**. 9. ed. New York: Hafner Press, 1971.

FREEMAN, C. **La teoría económica de la innovación industrial**. Madri: Alianza Editorial, 1975.

GALDAMEZ, E. V. C. **Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos na melhoria da qualidade de um processo de fabricação de produtos plásticos**. 2002. 133 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

GALDAMEZ, E. V. C.; CARPINETTI, L. C. R. Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos no processo de injeção plástica. **Gestão & Produção**, São Carlos, v. 11, n. 1, p. 121-134, jan./abr. 2004.

GIDDINGS, A. P.; BAILEY, T. G.; MOORE, J. T. Optimality analysis of facility location problems using response surface methodology. **International Journal of Physical Distribution & Logistics Management**, Bradford, v. 31, n. 1, p. 38-52, 2009.

GIESBRECHT, F. G.; GUMPERTZ, M. L. **Planning, construction, and statistical analysis of comparative experiments**. Hoboken: John Wiley & Sons, 2004.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de uma pesquisa acadêmica**. São Paulo: Atlas, 1987.

GODOY, A. S. Introdução à pesquisa qualitativa e suas possibilidades. **Revista de Administração de Empresas**, Rio de Janeiro, v. 35, n. 2, p. 57-63, mar./abr. 1995.

GOMES, C. M. et al. Estratégia de inovação para o desenvolvimento sustentável: uma análise do impacto no processo de internacionalização e competitividade empresarial. In: ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 35., 2011, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: Anpad, 2011. v. 1. p. 1-15.

GOMES, C. M.; KRUGLIANSKAS, I. Conditionning factors for innovative performance of the industrial companies. **Espacios**, Caracas, v. 31, p. 22-25, 2010.

GOMES, F. P. **Curso de estatística experimental**. 15. ed. Piracicaba: Editora da FEALQ, 2009.

GOMES, F. P. **Fruticultura brasileira**. São Paulo: Nobel, 1982.

GOODMAN, J.; WYLD, D. C. The hunt for the Red X: a case study in the use of Shainin design of experiment (doe) in an industrial honing operation. **Management Research News**, Oxford, v. 24, n. 8-9, p. 1-17, 2010.

GUIA industrial do estado da Bahia. Salvador: Federação das Indústrias do Estado da Bahia, 2012.

GUNARAJ, V.; MURUGAN, N. Prediction and comparison of the area of the heat-affected zone for the bead-on-plate and bead-on-joint in submerged arc welding of pipes. **Journal of Materials Processing Technology**, Amsterdam, v. 95, n. 1-3, p. 246-261, Oct. 2009.

HINKELMANN, K.; KEMPTHORNE, O. **Design and analysis of experiments**: introduction to experimental design: volume 1. 2. ed. New Jersey: John Wiley, 2008.

ILZARBE, L. et al. Practical applications of design of experiments in the field of engineering: a bibliographical review. **Quality and Reliability Engineering International**, Chichester, v. 24, n. 4, p. 417-428, June 2008.

INGLE, S.; ROE, W. Six sigma black belt implementation. **The TQM Magazine**, York, v. 13, n. 4, p. 273-280, 2001.

IRWIN, J. O. Mathematical theorems involved in the analysis of variance. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 94, n. 2, p. 284-300, 1931.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **Quality system requirements**: QS-9000. 3. ed. Europe: ISO, 1998.

IVERSEN, G. R. Analysis of covariance. In: LOVRIC, M. (Ed.). **International encyclopedia of statistical science**. Berlin: Springer-Verlag, 2011. p. 39-41.

JONES, B.; NACHTSHEIM, C. J. Split-plot designs: what, why, and how. **Journal of Quality Technology**, Milwaukee, v. 41, n. 4, p. 340-361, Oct. 2009.

KAYE, J. A. M.; FRANGOU, A. A strategic methodology to the use of advanced statistical quality improvement techniques. **The TQM Magazine**, York, v. 10, n. 3, p. 169-176, 1998.

KONDA, R. et al. Design of experiments to study and optimize process performance. **International Journal of & Quality Reliability Management**, Bradford, v. 16, n. 1, p. 56-71, 1999.

KUME, H. **Métodos estatísticos para melhoria da qualidade**. São Paulo: Editora Gente, 1993.

LIMA, J. B. de. Pesquisa qualitativa e qualidade na produção científica em administração de empresas. In: ENCONTRO NACIONAL DA ANPAD, 23., 1999, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu: Anpad, 1999.

LUDKE, M.; ANDRÉ, M. **Pesquisa em educação: abordagens qualitativas**. São Paulo: EPU, 2001.

MASON, R. L.; GUNST, R. L.; HESS, J. L. **Statistical design and analysis of experiments with applications to engineering and science**. 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2003.

MEMÓRIA, J. M. P. **Breve história da estatística**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2004.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 7. ed. New York: John Wiley & Sons, 2009.

MONTGOMERY, D. C. **Diseno y analisis de experimentos**. México: Limusa Wiley, 1991.

MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao controle estatístico da qualidade**. 4. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2004.

MOREIRA, D. A. **Administração da produção e operações**. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2001.

MOTTA, P. R. Diagnóstico e inovação organizacional. In: MOTTA, P. R.; CARAVANTES, G. R. **Planejamento organizacional: dimensões sistêmico-gerenciais**. Porto Alegre: Fundação para o Desenvolvimento de RH, 1979. p. 71-86.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C. **Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments**. New York: John Wiley, 1995.

NÓBREGA, M. P.; VIVACQUA, C. A. Estudo comparativo de gráficos de probabilidade normal para análise de experimentos fatoriais não replicados. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE PROBABILIDADE E ESTATÍSTICA, 19., 2010, São Pedro. **Anais...** São Pedro: SINAPE, 2010.

OBSERVATÓRIO DA EDUCAÇÃO EM ENGENHARIA. **Evolução da formação em engenharia no Brasil**: crescimento do número de cursos e modalidades. Juiz de Fora: Universidade Federal de Juiz de Fora, 2012.

OLGUIN, J.; FEARN, T. A new look at half-normal plots for assessing the significance of contrasts for unreplicated factorials. **Journal of the Royal Statistical Society. Series C. Applied Statistics**, London, v. 46, n. 4, p. 449-462, 1997.

OLIVEIRA, M. S. de; MUNIZ, J. A. **Controle estatístico e gestão da qualidade**. 2007. 196 p. Monografia (Especialização em Matemática e Estatística) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2007.

OLIVEIRA, O. J. et al. **Gestão da qualidade**: tópicos avançados. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2006.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2012. Disponível em: <<http://www.r-project.org>>. Acesso em: 01 out. 2012.

REIS, M. M. **Um modelo para o ensino do controle estatístico da qualidade**. 2001. 379 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

RIBEIRO, J. L. D.; CARTEN, C. S. **Projeto de experimentos**. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2011.

RIBEIRO, L. G. **Efeito dos parâmetros de pulso no processo MIG sobre a qualidade e produtividade do cordão de solda**. 2002. 96 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Itajubá, 2002.

RICHARDSON, R. G. **Pesquisa social**: métodos e técnicas. São Paulo: Atlas, 1985.

RODRIGUES, C. M. Gênese e evolução da pesquisa agropecuária no Brasil: da instalação da Corte Portuguesa ao início da República. **Caderno de Difusão de Tecnologia**, Brasília, v. 4, n. 1, p. 21-38, maio/ago. 1987.

SAMOHYL, R. W. **Controle estatístico de qualidade**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

SCARRAH, W. P. Improve production efficiency via evolutionary operation. **Chemical Engineering**, v. 94, n. 18, p. 131-133, Dec. 1987.

SHEWHART, W. A. **Economic control of quality of manufactured product**. New York: CRC Press, 1931.

SILVA, J. G. C. da. **Estatística experimental**: versão preliminar. Pelotas: Universidade Federal de Pelotas, Instituto de Física e Matemática, 2007.

SNEDECOR, G.; COCHRAN, W. G. **Statistical methods**. 8. ed. Ames: The Iowa State University Press, 1967.

STEINBERG, M. D.; HUNTER, W. G. **Experimental design**: review and comment. **Technometrics**, Washington, v. 26, n. 2, p. 71-130, May 1984.

STORCK, L. et al. **Experimentação vegetal**. 2. ed. Santa Maria: Editora da UFSM, 2006.

SUDARSANAM, N.; FREY, D. D. Using ensemble techniques to advance adaptive one-factor-at-a-time experimentation. **Quality and Reliability Engineering International**, Chichester, v. 27, n. 7, p. 947-957, Nov. 2011.

TAGUCHI, G.; ELSAYED, A. E.; HSIANG, T. C. **Engenharia da qualidade em sistemas de produção**. São Paulo: McGraw-Hill, 1990.

TANCO, M. et al. How is experimentation carried out by companies? A survey of three european regions. **Quality and Reliability Engineering International**, Chichester, v. 24, p. 973-981, 2008.

TOLEDO, J. C. Conceitos básicos de qualidade de produto. In: BATALHA, M. O. **Gestão agroindustrial**: volume 1. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2001. p. 437-487.

TRAVASSOS, E. Tricks of the trade: how to think about your research while you're doing it. **Mana**, Roturua, v. 5, n. 2, p. 180-183, 1999. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0104-93131999000200009&lng=en&tlng=pt>. 10.1590/S0104-931319 99000200009>. Acesso em: 12 dez. 2012.

TRIVINOS, A. **Introdução à pesquisa em ciências sociais**: a pesquisa qualitativa em educação. São Paulo: Atlas, 1987.

VIALI, L. Utilizando planilhas e simulação para modernizar o ensino de probabilidade e estatística para os cursos de engenharia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENSINO DE ENGENHARIA, 49., 2011, Blumenau. **Anais...** Blumenau: COBENGE, 2011. p. 01-290.

WILLIAMS, E. J. The interpretation of interactions in factorial experiments. **Biometrika**, London, v. 39, n. 1-2, p. 65-81, Apr. 1952.

WOODALL, W. H.; MONTGOMERY, D. C. Research Issues and Ideas in Statical Process Control. **Journal of Quality Technology**, Milwaukee, v. 31, n. 4, p. 376-386, Oct. 1999.

WU, C. F. J.; HAMADA, M. S. **Experiments planning, analysis, and optimization**. 2. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009.

YANG, K. **Projeto para Seis Sigma: um roteiro para o desenvolvimento do produto**. São Paulo: Educator, 2008.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Entrevista com Coordenadores de Curso

DADOS DE IDENTIFICAÇÃO:

- Qual sua formação? – graduação e pós-graduação
- Qual o período da formação?
- Você tem experiência docente? Quanto tempo?
- Você tem experiência na indústria (já trabalhou em consultoria/extensão, outras)
- Qual o curso que coordena?
- Quanto tempo de coordenação?

PERGUNTAS:

- Qual sua percepção do nível de aprendizagem dos alunos ao longo do curso?
- Qual o nível de evasão ao longo do curso?
- Você acha que os egressos deste curso estão preparados para o mercado de trabalho?
- E os engenheiros atuando hoje, no mercado de trabalho, estão aptos a desempenhar as atribuições que lhe são propostas?
- Você considera relevante o domínio da Estatística na atuação profissional do engenheiro? E especificamente na área de produção?
- Quantas e quais disciplinas do curso trabalham conceitos estatísticos na graduação?
- Alguma dessas disciplinas é ministrada por engenheiros? E por estatísticos? Quais?
- Qual seu nível de conhecimento em relação ao Projeto e Análise de Experimentos?
- Os alunos do curso trabalham Estatística Experimental em alguma disciplina do curso?
- Os engenheiros formados aqui compreendem e são capazes de utilizar conhecimentos de Controle Estatístico de Processos?
- E de Estatística Experimental na indústria?

- As indústrias na Grande Salvador utilizam, usualmente, a Estatística Experimental na melhoria dos seus processos produtivos?
- Em caso positivo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa utilização?
- Em caso negativo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa não utilização?
- Uma formação mais sólida dos engenheiros, em Estatística Experimental, poderia mudar essa realidade?
- Quais estratégias de experimentação poderiam ser propostas para as indústrias da Grande Salvador, de modo a capacitá-las ao planejamento e análise de Experimentos?

APÊNDICE B - Entrevista com Docente de Engenharia

DADOS DE IDENTIFICAÇÃO:

- Formação – graduação e pós-graduação
- Período da formação
- Experiência com indústria
- Curso que leciona

PERGUNTAS:

- Qual sua percepção do nível de aprendizagem dos alunos ao longo do curso?
- Você acha que os egressos deste curso estão preparados para o mercado de trabalho?
- E os engenheiros atuando hoje, no mercado de trabalho, estão aptos a desempenhar as atribuições que lhe são propostas?
- Você considera relevante o domínio da Estatística na atuação profissional do engenheiro? E na área de produção?
- Nas suas disciplinas, trabalha conceitos estatísticos?
- Qual seu nível de conhecimento em relação ao Projeto e Análise de Experimentos?
- Os alunos do curso trabalham Estatística Experimental em alguma disciplina do curso?
- Os engenheiros formados aqui compreendem e são capazes de utilizar conhecimentos de Controle Estatístico de Processos?
- E de Estatística Experimental na indústria?
- As indústrias na Grande Salvador utilizam, usualmente, a Estatística Experimental na melhoria dos seus processos produtivos?
- Em caso positivo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa utilização?
- Em caso negativo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa não utilização?

- Uma formação mais sólida dos engenheiros, em Estatística Experimental, poderia mudar essa realidade?
- Quais estratégias de experimentação poderiam ser propostas para as indústrias da Grande Salvador, de modo a capacitá-las ao planejamento e análise de Experimentos?

APÊNDICE C - Entrevista com Discente de Engenharia

DADOS DE IDENTIFICAÇÃO:

- Qual o seu curso?
- Em qual período está?
- Fez quais disciplinas de Estatística até agora?
- Qual a previsão de conclusão?
- Você tem alguma experiência na indústria

PERGUNTAS:

- Qual sua percepção do seu nível de aprendizagem ao longo do curso?
- Você acha que os egressos deste curso estão preparados para o mercado de trabalho?
- E os engenheiros atuando hoje, no mercado de trabalho, estão aptos a desempenhar as atribuições que lhe são propostas?
- Você considera relevante o domínio da Estatística na atuação profissional do engenheiro? E na área de produção? Detalhe por quê.
- Nas disciplinas que já cursou, trabalhou conceitos estatísticos?
- Os professores do curso demonstram sólido conhecimento estatístico, aplicam a Estatística em suas áreas de atuação?
- Qual seu nível de conhecimento em relação ao Projeto e Análise de Experimentos?
- Você possui conhecimentos de Controle Estatístico de Processos? Em outras áreas do Controle estatístico da qualidade (Metrologia, Análise de confiabilidade, Inspeção por amostragem, etc)?
- As indústrias na Grande Salvador utilizam, usualmente, a Estatística, em especial a Experimental, na melhoria dos seus processos produtivos?
- Em caso positivo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa utilização?
- Em caso negativo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa não utilização?

- Uma formação mais sólida dos engenheiros, em Estatística, poderia mudar essa realidade?
- Quais mudanças na matriz curricular do curso poderiam ser propostas de modo a preparar os alunos para realizar um planejamento e análise de Experimentos?
- Teça mais comentários sobre a Estatística na engenharia, em especial a experimental (sugestões, críticas, elogios, etc).

APÊNDICE D - Entrevista com Empresário / Engenheiro**DADOS DE IDENTIFICAÇÃO:**

- Qual a sua formação acadêmica?
- Qual o período da formação?
- Características da empresa.
 - Qual o ramo? O que ela produz?
 - Qual o porte? (nº de funcionários)
 - Quantos engenheiros atuam na empresa?
 - Possui capital aberto?

PERGUNTAS:

- Qual sua percepção em relação ao nível de preparação dos engenheiros recém formados na Região Metropolitana de Salvador?
- O mercado de trabalho nas indústrias em Salvador possui engenheiros aptos a desempenhar as atribuições que lhe são propostas?
- Você considera relevante o domínio da Estatística na atuação profissional de um engenheiro? E na área de produção?
- De que forma sua empresa controla os processos produtivos?
- Existe alguma sistemática de análise dos dados referentes à produção?
- Qual seu nível de conhecimento em relação à Estatística Experimental?
- Sua empresa possui funcionário com conhecimento técnico suficiente para utilizar alguma das técnicas do Controle Estatístico de Processos?
 - E de Estatística Experimental?
- As indústrias na Grande Salvador utilizam Controle Estatístico de Processos na melhoria dos seus processos produtivos?
 - E Estatística Experimental?
- Em caso positivo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa utilização?
- Em caso negativo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa não utilização?
- A sua empresa utiliza ou utilizou Controle Estatístico de Processos na melhoria dos seus processos produtivos?

- E Estatística Experimental?
- Em caso positivo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa utilização?
- Em caso negativo, quais os fatores você considera mais determinantes para essa não utilização?
- Uma formação mais sólida dos engenheiros, em Estatística Experimental, poderia mudar essa realidade?
- Sua empresa estaria disposta a capacitar algum profissional para realizar planejamento e análise de Experimentos?
- Quais estratégias de experimentação poderiam ser propostas para as indústrias da Grande Salvador, de modo a capacitá-las ao uso da Estatística Experimental?

ANEXOS

ANEXO A – Programa de Disciplina

| | | |
|----------------|---|----------------------|
| Código: | Disciplina: Probabilidade e Estatística | Departamento: |
|----------------|---|----------------------|

| Carga Horária | | Créditos | Curso(s) Atendido(s) | Pré-Requisitos |
|---------------|----|----------|----------------------|----------------|
| Teórica | 60 | 04 | Eng. Elétrica | |
| Prática | - | --- | Eng. Mecânica | |
| Total | 60 | 04 | Eng. Química | |

- **EMENTA:**

População e Amostra. Estatística descritiva e indutiva. Estatística descritiva: Técnicas de descrição gráfica e características numéricas das distribuições de frequências. Cálculo de probabilidades: variáveis aleatórias discretas e contínuas. Distribuições amostrais. Estimação de parâmetros. Testes de hipóteses.

- **OBJETIVO(S) GERAL(IS):**

Organizar e sumarizar dados, mediante o cálculo das diversas medidas de posição e de dispersão; Representar as distribuições de frequências por meio de tabelas e gráficos; Calcular probabilidades associadas às variáveis aleatórias discretas e contínuas. Estimar parâmetros por ponto e por intervalo. Testar hipóteses controlando os erros tipo I e II.

- **CONTEÚDO PROGRAMÁTICO:**

1. Introdução
População e Amostra.
Etapas do trabalho estatístico.
Aplicações da Ciência Estatística na Engenharia.
2. Estatística Descritiva
Tipos de variáveis;
Tabelas de distribuição de frequência para dados agrupados e não agrupados;
Técnicas de descrição gráfica;
Características numéricas de uma distribuição de frequências:
medidas de posição, dispersão, assimetria e achatamento.
3. Cálculo de Probabilidades
Cálculo de probabilidades em espaços amostrais finitos;
Probabilidade condicionada e independência;
Variáveis aleatórias discretas:

Distribuição Binomial de probabilidade;
Distribuição de Poisson;
Variáveis aleatórias contínuas:
Função densidade de probabilidade;
Função de distribuição acumulada;
Distribuição normal de probabilidade;
Distribuição t de Student.

4. Distribuições amostrais
Distribuição amostral da média;
Distribuição amostral das proporções;
Teorema Central do Limite.
5. Estimação de parâmetros
Estimção por ponto;
Estimção por intervalo:
Intervalo de confiança para a média da população;
Intervalo de confiança para uma proporção populacional;
Dimensionamento do tamanho de uma amostra.
6. Testes de Hipóteses
Conceitos básicos e definições;
Testes sobre a média populacional;
Testes para a proporção populacional;
Comparações entre duas médias e duas proporções.
Intervalos de confiança para diferenças.

- **ESTRATÉGIAS DE ENSINO:** O curso será ministrado por meio de exposições teóricas interativas, enfatizando o maior número possível de exercícios e aplicações.
- **AVALIAÇÃO:**
Observação do aluno, suas ações e ideias no decorrer das atividades em sala de aula.
Resolução de listas de exercícios.
Testes e provas escritos.
Realização de trabalho de pesquisa estatística.

- **RECURSOS UTILIZADOS:** Quadro branco, retroprojctor, multimídia, laboratório de informática, tabelas.

• BIBLIOGRAFIA BÁSICA:

1. Meyer, P. L., Probabilidade, Aplicações à Estatística. Livros Técnicos e Científicos. Rio de Janeiro.
2. Costa Neto, P. L. de Oliveira, Estatística. Editora Edgard Blucher Ltda. São Paulo.
3. Spiegel, R. Murray. Estatística, Editora Mc Graw Hill, São Paulo.
4. Toledo, G., Estatística Básica. Editora Atlas, São Paulo.

• BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR:

1. Bussab, W. O.; Morettin, P. A. Estatística básica. São Paulo: Editora Atual.
2. Morettin, L. G. Estatística Básica. Volume 1 – Probabilidade. São Paulo: Pearson Makron Books.
3. Morettin, L. G. Estatística Básica. Volume 2 – Inferência. São Paulo: Pearson Makron Books.
4. Montgomery, D. C.; Runger, G. C. Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros, LTC.
5. Magalhães, Marcos N.; Lima, A. C. P. Noções de Probabilidade e Estatística. Edusp.

ANEXO B – Programa de Disciplina 2

| Carga horária semestral | | | Créditos | | |
|-------------------------|---------|-------|----------|---------|-------|
| Teórica | Prática | Total | Teórica | Prática | Total |
| 34 | 34 | 68 | - | - | - |

Ementa: Aspectos preliminares do trabalho estatístico. Séries estatísticas e representação gráfica. Médias. Separatrizes. Moda. Principais medidas de dispersão. Números-índices simples e ponderados. Deflação de dados. Ajustamento de funções matemáticas pelo método dos mínimos quadrados. Conceito, teoremas e leis de probabilidades. Distribuições de probabilidades. Distribuições amostrais. Intervalos de confiança. Regressão e correlação linear simples.

Objetivos: Proporcionar ao aluno o conhecimento básico de Estatística para uso em situações relacionadas com o seu campo de estudo.

Metodologia: Exposição da teoria seguida de aplicações numéricas e solução de problemas.

BIBLIOGRAFIA PRINCIPAL:

- ARKIN, Herbert e Colton, Raymond R.. **Gráficos.**
 CASTRO, Lauro S. Viveiros de. **Pontos de Estatística.**
 CASTRO, Lauro S. Viveiros de. **Exercícios de Estatística.**
 COCHRAN, William G.. **Técnica de Amostragem.**
 COUTO, Gracília Magalhães de Almeida. **Estatística.**
 CROXTON, Frederick E. e COWDEN, Dudley J.. **Estatística Geral e Aplicada.**
 COXENS, A.. **Estatística Descritiva. Gráficos.**
 HOEL, Paul G.. **Estatística Elementar.**
 LEME, Rui Aguiar da Silva. **Curso de Estatística.**
 MEYER, Paul L.. **Probabilidades. Aplicações à Estatística.**
 SPIEGEL, Murray R.. **Estatística.**
 WALLIS, W. Allen e ROBERTO, H. V.. **Curso de Estatística (2 vols).**

Conteúdo Programático:

1. Apresentação de dados
 - 1.1. População e amostra.
 - 1.2. Fases do trabalho estatístico.
 - 1.3. Tipos de séries estatísticas.

- 1.4. Principais tipos de representação gráfica.
2. Medidas de posição
 - 2.1. Média aritmética.
 - 2.2. Média geométrica.
 - 2.3. Média Harmônica.
 - 2.4. Separatrizes.
 - 2.5. Moda.
3. Medidas de dispersão
 - 3.1. Amplitude total.
 - 3.2. Desvio médio.
 - 3.3. Variância e desvio padrão.
 - 3.4. Coeficiente de variação.
4. Números-Índices
 - 4.1. Relativos com base fixa e móvel.
 - 4.2. Índices simples e ponderados.
 - 4.3. Deflação de dados.
5. Ajustamento estatístico
 - 5.1. Identificação da função ajustante.
 - 5.2. Ajustamento das principais funções pelo método dos mínimos quadrados.
 - 5.3. Mudança de origem.
 - 5.4. Grau de exatidão do ajustamento.
6. Probabilidade e inferência estatística
 - 6.1. Conceito clássico de probabilidade.
 - 6.2. Probabilidade estatística.
 - 6.3. Experiência aleatória e espaço amostral.
 - 6.4. Probabilidades básicas da probabilidade matemática.
 - 6.5. Lei multiplicativa das probabilidades.
 - 6.6. Acontecimentos dependentes e independentes.
 - 6.7. Lei aditiva das probabilidades.
 - 6.8. Distribuições discretas.
 - 6.8.1. Distribuição Binomial.
 - 6.8.2. Distribuição de Poisson.
 - 6.9. Distribuições contínuas.
 - 6.9.1. Distribuição Normal.
 - 6.10. Amostras aleatórias e números aleatórios.
 - 6.11. Distribuições amostrais.
 - 6.12. Intervalo de confiança.
7. Correlação estatística
 - 7.1. Correlação linear.
 - 7.2. Equação de regressão.
 - 7.3. Erro-padrão da estimativa e variância residual.
 - 7.4. Coeficiente de correlação.