



**UNIVERSIDADE ABERTA**

Departamento de Ciências e Tecnologia

Mestrado em Estatística, Matemática e Computação

**Planeamento de Experiências na Otimização  
da Fuba de Milho**

Aluno: Nilton Osvaldo Benvindo Avido

Lisboa

Junho de 2015

**UNIVERSIDADE ABERTA**

Departamento de Ciências e Tecnologia

Mestrado em Estatística, Matemática e Computação

**Planeamento de Experiências na Otimização  
da Fuba de Milho**

Nilton Osvaldo Benvindo Avido

Dissertação apresentada na Universidade Aberta para obtenção do grau de  
Mestre em Matemática, Estatística e Computação.

(Área Científica: Estatística Computacional)

Orientadora: Prof<sup>ª</sup>. Doutora Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira

Co-orientador: Prof. Doutor Dário Jorge de Conceição Ferreira

Lisboa

Junho de 2015

## **Agradecimentos**

A Deus eterno pela vida; saúde; força e coragem. Á minha família e amigos que se viram privados da minha companhia durante longos meses de trabalho (incluído fins de semana), e que me apoiaram e encorajaram de alguma forma nas horas mais difíceis.

Agradeço também à Universidade Aberta, pela disponibilização de meios e de diverso material, pelo apoio demonstrado desde o início, através dos seus órgãos superiores e professores em particular do Departamento de Ciência e Tecnologia, especialmente a minha orientadora a prezada **Professora Doutora Teresa Paula Costa Azinheira Oliveira**, bem como, ao meu co-orientador o prezado **Professor Doutor Dário Jorge de Conceição Ferreira** da Universidade da Beira Interior.

Por último, agradeço a todos os colegas que, de alguma forma, contribuíram para a realização desta obra.

## Resumo

O Planejamento de Experiências (em inglês Design of Experiments, DOE) é uma técnica utilizada para se definir quais dados, em que quantidade e em que condições devem ser coletados durante uma determinada experiência, buscando, basicamente, satisfazer dois grandes objetivos: a maior precisão estatística possível na resposta e o menor custo. Assim, a presente dissertação tem como objetivo, estudar e aplicar as técnicas de planejamento e análise de experiências na caracterização de um processo de produção da fuba de milho visando a otimização do mesmo.

Deste modo, procurou-se identificar os fatores (controláveis) que poderiam ser significativamente responsáveis pela ocorrência de defeitos na produção, de maneira a explicar convenientemente este fenômeno, assim como a definição de estratégias para a otimização o processo.

Para tal, foram realizadas experiências com as técnicas de planejamento fatorial fracionado  $2^{k-p}$ , planejamento composto central, análise de variância e a metodologia de superfície de resposta .

As experiências realizadas mostraram que dos seis fatores considerados inicialmente somente três (tempo de degerminação, tempo de maceração e o tempo de secagem da canjica) se revelaram como potenciais responsáveis pela ocorrência de defeitos no processo de produção da fuba de milho. Com auxílio da ferramenta de otimização do Minitab, foram determinados os níveis ótimos destes fatores, sendo que, o tempo de degerminação foi fixado em 1 minuto, o tempo de maceração em 4320 minutos e o tempo de secagem da canjica em 30 minutos.

**Palavras-Chave:** Experimentos industriais; Fatoriais fracionados  $2^{k-p}$ ; Metodologia de superfície de resposta; Processo de produção de fuba de milho.

## Abstract

Design of Experiments, DOE, is a technique used to define which data, in what quantity and in what conditions it should be collected during a given experiment, trying to reach two main objectives: the greatest statistical precision possible in the answer and the lowest possible cost. Therefore, this study's objective is to study and apply design and analysis of experiments in characterizing the production process for corn flour with the aim of optimizing it.

Therefore, we attempted to identify the factors (controllable ones) that can significantly cause deficiencies in production, so as to conveniently explain this phenomenon, as well as to define strategies for optimizing the process.

To such an end, we carried out experiments with fractional factorial designs  $2^{k-p}$ , composite central design, analysis of variance and response surface methodology.

The experiments performed showed that of the six factors initially considered only three (germination time, maceration time, and drying time for the ground corn) show themselves to be potentially responsible for the appearance of defects in the corn flour production process. With the assistance of the optimization tool in Minitab, the optimum levels were determined for these parameters, having set the germination time as 1 minute, maceration time to 4320 minutes and drying time 30 minutes.

**Key words:** Industrial experiments; Fractional Factorial Design  $2^{k-p}$ ; Response Surface Methodology; Corn flour production process.

## Sumário

1.	Introdução .....	1
1.1.	Resenha histórica .....	2
1.2.	Generalidades .....	3
1.3.	O Problema de Investigação .....	5
1.3.1.	Objetivo do Trabalho .....	5
1.3.2.	Relevância e Pertinência do Estudo.....	5
1.4.	Desenvolvimento do Trabalho e Metodologias .....	7
2.1.	Princípios Básicos de Planeamento e Análise de Experiências.....	9
2.1.1.	Conceitos Gerais de Experimentação. ....	9
2.1.2.	Objetivos do Planeamento de Experiências .....	10
2.2.	Planeamentos Fatoriais .....	12
2.2.1.	Planeamentos com um único fator.....	12
2.2.3.	Planeamentos fatoriais <b>2K</b> .....	13
2.2.4.	O planeamento <b>22</b> .....	13
2.2.5.	O planeamento <b>2K</b> para $k \geq 3$ fatores.....	16
2.2.6.	Modelo de Regressão .....	19
2.2.7.	Uma Única Replicação do Planeamento <b>2K</b> .....	19
2.2.8.	Adição de Pontos Centrais no Planeamento <b>2K</b> .....	19
2.2.9.	Replicação Fracionada do Planeamento <b>2K</b> .....	21
2.2.10.	A Fração um Meio do Planeamento <b>2k</b> .....	21
2.2.11.	Resolução de um Planeamento .....	24
2.3.1.	Método do Gradiente Ascendente ou Descendente (Steepest Ascent ou Descent) .....	26
2.3.2.	Análise de uma Superfície de Resposta de Segunda Ordem .....	27
3.	Experiências Industriais .....	28
3.1.	Estudo de um processo industrial .....	28
3.2.	A empresa estudada .....	28
3.3.	Processo de produção da fuba de milho .....	29
3.4.	Descrição das etapas do processo .....	30
3.5.	Definição do Objeto de Estudo .....	32
3.6.	Problemas na Produção da Fuba de Milho .....	32
3.7.	Planeamento de experiência .....	33
3.7.1.	Seleção dos Fatores de Controlo e seus Níveis.....	33
3.7.2.	Seleção das Variáveis resposta .....	34

3.7.3.	O software STATISTICA (versão 7) .....	35
3.7.4.	O software Minitab ( Versão 15) .....	36
3.8.	Realização da experiência: Primeira Fase .....	36
3.8.1.	Matriz de Planeamento .....	36
3.8.2.	Análise dos resultados.....	37
3.9.	Realização da experiência: Segunda Rodada .....	49
3.9.1.	Matriz de Planeamento .....	49
3.9.2.	Análise de resultados .....	51
3.9.3.	Considerações finais das experiências.....	61
5.	Recomendações .....	66
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	67
	Anexos.....	70

## Lista de figuras

Figura1: Modelo geral de um processo.....	4
Figura 2: Roteiro para a condução de experiências .....	8
Figura 3 : O planeamento fatorial $2^2$ .....	14
Figura 4:Planeamento fatorial $2^3$ .....	17
Figura 5: A fração um meio do planeamento.....	23
Figura 6: Superfície de resposta de primeira ordem trajetória de inclinação máxima ascendente .....	26
Figura7:Corte longitudinal de um grão de milho.....	29
Figura 8: Fluxograma da obtenção da fuba de milho.....	30
Figura 9.1:Escala numérica para as respostas grossura e coloração .....	34
Figura 9.2: Escala numérica para a resposta sabor/cheiro .....	35
Figura 10: Gráfico de probabilidade normal para a grossura .....	40
Figura11: Gráfico de probabilidade para a coloração .....	41
Figura12: Gráfico de probabilidade normal para o cheiro/sabor .....	41
Figura 13: Gráficos de efeitos principais para a grossura.....	42
Figura 14: Gráficos de efeitos principais para a coloração .....	43
Figura 15: Gráficos de efeitos principais para o cheiro/sabor.....	43
Figura 16: Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (Grossura).....	44
Figura 17: Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (Coloração).....	45
Figura 18: Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (Cheiro/Sabor).....	45
Figura 19: Boxplot para o tempo de degerminação, maceração e secagem da canjica.....	48
Figura 20: Superfície de resposta da variável Cheiro/Sabor .....	56
Figura 21: Gráfico de contorno para o Cheiro/Sabor.....	56
Figura 22: Superfície de resposta para a coloração .....	57
Figura 23: Gráfico de contorno da coloração .....	57
Figura 24: Superfície de resposta para a grossura .....	58
Figura 25: Gráfico de contorno para a grossura.....	58
Figura 26: Otimização de cada um dos fatores nas resposta .....	61

## Lista de Tabelas

Tabela 1: Sinais Para os Efeitos no Planeamento $2^2$ .....	15
Tabela 2: Sinais Mais e Menos para o Planeamento Fatorial $2^3$ .....	22
Tabela 3: Planeamento fatorial fracionado $2^{3-1}$ .....	23
Tabela 4: Problemas na produção da fuba e sua solução .....	33
Tabela 5: Fatores de controlo e seus níveis .....	34
Tabela 6: Matriz de planeamento .....	36
Tabela 7: Resultados da experiência .....	37
Tabela 8: Estimativa dos efeitos para a resposta Grossura .....	38
Tabela 9: Estimativa dos efeitos para a resposta Cheiro/Sabor .....	38
Tabela 10: Estimativa dos efeitos para a resposta coloração .....	38
Tabela 11: Análise de variância para a variável resposta coloração .....	46
Tabela 12: Análise de variância para a variável resposta cheiro/sabor .....	46
Tabela 13: Análise de variância para a variável resposta grossura .....	47
Tabela 14: Comparação múltipla por tuckey para o tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica .....	48
Tabela 15: Fatores de controlo e seus níveis .....	49
Tabela 16: Matriz do planeamento composto central ( $2^3$ ) .....	50
Tabela 17: Resultado da segunda experiência .....	51
Tabela 18: Análise do Minitab do planeamento composto central para a resposta grossura .....	51
Tabela 19: Planeamento composto central para a resposta grossura (Modelo de 1º ordem com interação) .....	52
Tabela 20: Análise do Minitab do planeamento composto central para a resposta coloração .....	53
Tabela 21: Análise do Minitab do planeamento composto central para a resposta Cheiro/Sabor .....	54
Tabela 22: Solução numérica (Response optimizer) .....	72



# CAPITULO I

## 1. Introdução

Na indústria muitas das vezes faz parte do interesse do investigador saber quais os parâmetros mais importantes no desenvolvimento de um processo, conhecer os níveis de ajustamento destes parâmetros, determinar os parâmetros do processo que melhorem o desempenho de produtos, avaliar e comparar configurações básicas de um processo, obtenção de produtos que sejam mais fáceis de fabricar e que sejam projetados, desenvolvidos e produzidos em menos tempo, que tenham melhor desempenho e confiabilidade, etc. Assim, experiências são realizadas de maneira a se obter dados concretos sobre o desenvolvimento do processo e, conseqüentemente realizar análises a partir de técnicas estatísticas específicas.

O planeamento de experiências é uma dessas técnicas que atualmente vem sendo usada em grande escala devido a vantagens como redução da variação do processo, redução do tempo do processo de experiência, redução do custo operacional e melhoria no rendimento do processo.

Na presente investigação pretende-se, estudar e aplicar as técnicas de planeamento e análise de experiências na caracterização de um processo industrial visando a otimização do mesmo.

Para além da introdução, conclusões e sugestão para trabalhos futuros nas fases inicial e final da dissertação, respetivamente, esta cumpre com a seguinte estrutura:

Capítulo II: Técnicas de planeamento e análise de experiências, onde apresentamos as principais técnicas de planeamento e análise de experiências que sustentam a investigação.

Capítulo III: Experiências industriais, que apresenta a caracterização do processo industrial em análise, a aplicação das técnicas de planeamento de experiência, assim como os resultados das experiências realizadas.

A introdução garante os elementos essenciais da investigação efetuada.

As conclusões manifestam as constatações identificadas ao longo da investigação enquanto as sugestões para trabalhos futuros definem novas possibilidades de investigação.

## 1.1. Resenha histórica

Segundo Montgomery (2009), a história do planejamento de experiência resume-se em quatro períodos até aos dias de hoje:

O primeiro período está ligado às atividades desenvolvidas na agricultura no qual se destacam W.S. Gossett e o teste t (1908) e R. A. Fisher e seus colaboradores em Londres (Rothamsted Agricultural Experiment Station), que vai desde 1908 a 1940.

O segundo período vai desde 1951 até ao fim dos anos 70 do século XX, chamado de primeira era industrial, e nele destacam-se Box e Wilson em trabalhos ligados à metodologia de superfície de resposta e em aplicações à indústria química e de processos.

O terceiro período, vai desde o final dos anos 1970 até ao início dos anos 1990, chamado de segunda era industrial, e nele destacam-se, iniciativas no melhoramento da qualidade em muitas companhias, Taguchi e o planejamento robusto (processos robustos).

Finalmente o quarto período, que vai dos anos 1990 até aos dias de hoje que é denominado por era moderna.

Nos anos 50 foram introduzidos pela primeira vez nos Estados Unidos os planejamentos de experiências para produtos e processos, sendo que as aplicações iniciais ocorreram na indústria química. Esses métodos foram amplamente explorados pela indústria química, e são geralmente citados como uma das principais razões pelas quais a indústria química americana é uma das mais competitivas no mundo e tem perdido poucos negócios para companhias estrangeiras. A expansão destes métodos fora da indústria química foi relativamente lenta até aos anos 70 e início da década de 80, quando muitas companhias ocidentais descobriram que seus competidores japoneses vinham usando sistematicamente o planejamento de experiências desde os anos 60, para avaliação de problemas de processos, desenvolvimento de novos processos, avaliação de projetos de novos produtos, melhoria da confiabilidade e desempenho dos produtos e muitos outros aspectos do planejamento de produtos, incluindo as tolerâncias de componentes de produtos e sistemas. Essa descoberta despertou mais interesse no planejamento de experiências estatísticas planejada e resultou em esforços extensivos para introdução da metodologia nas organizações de engenharia e desenvolvimento na indústria, bem como nos currículos acadêmicos de engenharia.

Desde 1980, tem havido um grande crescimento no uso de métodos estatísticos para a melhoria de qualidade na indústria, e a adoção e uso de métodos estatísticos tem desempenhado um papel central no desenvolvimento da indústria.

## 1.2. Generalidades

A qualidade pode ser definida de várias maneiras. A maioria das pessoas tem uma compreensão conceitual de qualidade como algo relacionado a uma ou mais características desejáveis de um produto (Montgomery, 2004).

Com base em Garvin (apud Montgomery, 2004), forneceremos uma discussão de alguns componentes ou dimensões da qualidade:

**1-Desempenho** (O produto realizará a tarefa pretendida?): Sendo o desempenho um conjunto de características ou capacidade de comportamento e rendimento de um produto, em especial quando comparados com metas, requisitos ou expectativas previamente definidos, os consumidores normalmente avaliam se o produto em causa cumprirá com as metas a atingir;

**2-Confiabilidade** (Qual é a frequência de falhas do produto?): Em geral, confiabilidade é a capacidade de o sistema realizar e manter seu funcionamento em circunstâncias de rotina, bem como em circunstâncias hostis e inesperadas;

**3-Estética** (Qual a aparência do produto): Essa é a dimensão do apelo visual do produto, que leva em conta fatores tais como estilo, cor, forma, embalagens alternativas, características táteis e outros aspetos sensoriais;

**4-Característica** (O que o produto faz): O que constitui o caráter distintivo, a particularidade do produto. Em geral, os consumidores associam alta qualidade a produtos que apresentam características a mais, isto é, aqueles que apresentam características além do desempenho básico dos competidores;

Com a descrição feita pode-se perceber então que o conceito de qualidade está associado a diferentes elementos. A definição de qualidade pode ser analisada sob duas perspectivas: A tradicional e a moderna. A definição de qualidade na perspectiva tradicional baseia-se no ponto de vista de que os produtos e serviços devem apresentar as especificações exigidas por aqueles que as usam portanto, qualidade significa adequação para o uso (Montgomery, 2004). Assim, existem dois aspetos gerais da adequação ao uso: Qualidade de projeto e qualidade de adequação. A qualidade de projeto tem por objetivo produzir vários graus ou níveis de qualidade de forma intencional. A qualidade de adequação é relativa à correspondência do produto ter as especificações exigidas pelo projeto.

Montgomery (2004), define qualidade numa visão moderna, como sendo “inversamente proporcional á variabilidade”. A presente definição enfatiza a questão de que a variabilidade de um produto prejudica fortemente a qualidade do mesmo. Portanto, define-se melhoria de qualidade como “ a redução da variabilidade nos processos e produtos”. As fontes de

variabilidade incluem diferenças nos materiais, diferenças no desempenho e operação dos equipamentos de manufatura, e diferenças na forma como os operários realizam as suas tarefas.

Uma experiência planeada é um teste ou uma série de testes, no qual são feitas mudanças propositadas nas variáveis de entrada de um processo, de modo a verificar e identificar mudanças correspondentes nas respostas de saída, como mostra a *figura1*:

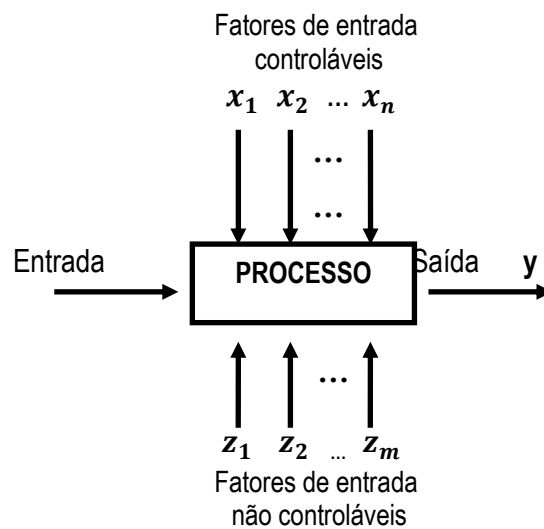


Figura1: Modelo geral de um processo

Numa experiência planeada é extremamente importante começar por decidir quais são os fatores e as respostas de interesse. Assim, os fatores em geral, são as variáveis que o investigador está em condições de controlar ( $x_1, x_2 \dots x_n$ ). Entretanto, por vezes numa determinada experiência, existem fatores que podem afetar as respostas, sem que existam condições, ou interesse em controlá-los. Estes, são denominados fatores não controláveis ou fatores de ruído ( $z_1, z_2 \dots z_n$ ). As respostas são as variáveis de saída do processo, nas quais estamos interessados, e que serão - ou não - afetadas por modificações provocadas nos fatores. Segundo Montgomery (2004), os objetivos das experiências podem incluir:

1. Determinação de quais variáveis são mais influentes na resposta,  $y$ ;
2. Determinação do valor a ser atribuído às variáveis mais influentes de modo que  $y$  esteja perto da exigência nominal;
3. Determinação do valor a ser atribuído às variáveis mais influentes de modo que a variabilidade em  $y$  seja pequena;
4. Determinação do valor a ser atribuído às variáveis mais influentes de modo que os efeitos das variáveis não controláveis sejam minimizados.

### **1.3. O Problema de Investigação**

#### **1.3.1. Objetivo do Trabalho**

A presente investigação tem como objetivo geral, estudar e aplicar as técnicas de planeamento e análise de experiências na caracterização de um processo industrial visando a otimização do mesmo.

O trabalho a desenvolver subdivide-se nos seguintes objetivos específicos:

- 1- Estudar e compreender as técnicas de planeamento e análise de experiências;
- 2- Estudar e compreender o processo de produção da fuba de milho;
- 3- Identificar os fatores (controláveis) que afetam a ocorrência de defeitos na produção da fuba de milho;
- 4- Determinar os melhores valores de ajustamento dos fatores para minimizar os problemas de produção;
- 5- Identificar estratégias e soluções que conduzam à otimização da produção e rentabilidade do processo industrial;
- 6- Estabelecimento de objetivos para futuras pesquisas.

#### **1.3.2. Relevância e Pertinência do Estudo**

Segundo USAID (2011), o milho ou *Zea mays* L. (nome botânico) é uma cultura anual que pertence à família botânica Gramínea, que inclui capins, gramas bambus, e outras culturas como a mapira e a mexoeira.

Depois do trigo e arroz, o milho é o cereal mais importante do mundo em termos de área cultivada e produção total. Mais de 300 milhões de toneladas de milho são produzidas por ano mundialmente. É vida para mais de 300 milhões de pessoas só em África (USAID,2011).

O milho também é importante na nutrição das populações. Este contém cerca de 10% de proteína (para a construção de músculos e cicatrização), de 70 até 73% de amido (para energia), vitamina A (que ajuda a manter a visão), e quantidades significativas de zinco e ferro (que são necessários para o funcionamento de vários processos do corpo humano). Este cereal pode ser cozido, assado, frito, triturado transformando-se em farinha e muito mais (USAID, 2011).

O milho é constituído por três partes: O embrião ou gérmen, a fonte de alimento para o crescimento inicial da planta denominada endosperma e uma cobertura protetora que origina o farelo denominada pericarpo.

O milho é melhor utilizado para o consumo humano quando preparado na forma de farinha. A moagem da farinha é o processo de separar, ou não, estes três elementos e reduzir o endosperma a partículas pequenas chamada farinha. Assim, depois de moída, a farinha de milho tem uma espessura média, cheiro e sabor característicos que tornam o produto desejável.

A variabilidade de uma destas características tornam o produto indesejável, pois o consumo do mesmo nestas condições para além de desagradável e serem diminuídas algumas propriedades nutritivas da mesma, pode também acarretar consigo prejuízos à saúde humana.

Enquanto consumidor da fuba de milho verifiquei sempre algumas características que tornavam o produto indesejável. E sendo conhecedor das técnicas de planeamento de experiência e controlo de qualidade, percebi de imediato que algo de errado se passava com a indústria de produção da fuba de milho a nível local. Foi então que surgiu a ideia de consultar os responsáveis da indústria de produção da fuba de milho (a nível local) com o objetivo de saber se nas suas empresas eram aplicadas as técnicas de planeamento de experiências, de forma a identificar os fatores que tornavam o produto indesejável e consequentemente acionar os mecanismos conducentes à sua melhoria. Assim, das empresas consultadas verificou-se que nenhuma delas fazia uso das técnicas de planeamento de experiência por não terem conhecimento das mesmas. Mas os técnicos da área realçam a importância de se aplicar as técnicas em causa para a caracterização do processo e consequentemente para a melhoria da qualidade do produto.

Assim, atendendo às razões acima referidas, achou-se necessário munir a indústria local de mecanismos para a detenção dos fatores que contribuem para variabilidade das características do produto e a sua respetiva mitigação ou otimização.

À luz dos objetivos traçados, é pertinente procurar respostas concretas para as seguintes questões de investigação: *Que fatores (controláveis) podem ser significativamente responsáveis pela ocorrência de defeitos na produção da fuba de milho? Como explicar esse fenómeno?*

*Que estratégias devem ser recomendadas de modo a otimizar o processo industrial?*

#### 1.4. Desenvolvimento do Trabalho e Metodologias

Ao longo da História da Ciência, surgiram diversas correntes de pensamento. Contudo, e devido às diferentes premissas que as sustentam, desde a segunda metade do século XX essas correntes foram polarizadas em dois enfoques principais: O enfoque quantitativo e o enfoque qualitativo da pesquisa (Sampieri, Collado e Lucio,2006).

O enfoque quantitativo utiliza a coleta e análise de dados para responder às questões de pesquisa e testar hipóteses estabelecidas previamente (caso existam). Para além disso, e confia na medição numérica, na contagem e frequentemente no uso da estatística para estabelecer com exatidão os padrões de comportamento de uma população.

O enfoque qualitativo, em geral, é utilizado sobretudo para descobrir e refinar as questões de pesquisa. Por vezes, mas não necessariamente, as hipóteses são comprovadas (Grinnell,1997). Com frequência esse enfoque está baseado em métodos de coleta de dados sem medição numérica, como as descrições e as observações.

Segundo (Sampieri, Collado e Lucio,2006) na literatura sobre pesquisa é possível encontrar diferentes classificações dos tipos de modelos. Com base nos mesmos, apresentamos a seguinte classificação: Pesquisa experimental e pesquisa não-experimental. De acordo com Campbell e Stanley (apud Sampieri, Collado e Lucio,2006), o modelo experimental subdivide-se nos seguintes: Pré-experiências, experiências “puras” (verdadeiras) e quase-experiências. A pesquisa não-experimental subdivide-se em modelos transversais e modelos longitudinais.

O modelo experimental consiste na manipulação intencional de uma ou mais variáveis independentes (supostas causas- antecedentes), para analisar as consequências da manipulação sobre uma ou mais variáveis dependentes (supostos efeitos- consequentes), dentro de uma situação de controlo para o pesquisador.

As experiências “ autênticas ou puras”, manipulam variáveis independentes para observar os seus efeitos sobre as variáveis dependentes dentro de uma situação de controlo.

Assim, na presente pesquisa adotamos o enfoque quantitativo e o modelo experimental “puro” na medida em que se faz recurso à medição numérica, a estatísticas e à manipulação de variáveis para respondermos às questões de pesquisa, assim como, alcançar adequadamente os objetivos da investigação. A técnica de coleta da informação é denominada projetos fatoriais, e consiste na manipulação de uma ou mais variáveis independentes incluindo dois ou mais níveis de presença em cada uma das variáveis independentes. A construção básica de um modelo fatorial consiste na combinação de todos os níveis de cada variável independente com

todos os níveis das outras variáveis independentes, Wiersma (apud Sampieri, Collado e Lucio, 2006).

As etapas desenvolvidas na dissertação, estão representadas na Figura 2, estando desta forma adequadas ao enfoque quantitativo e ao modelo de pesquisa experimental:

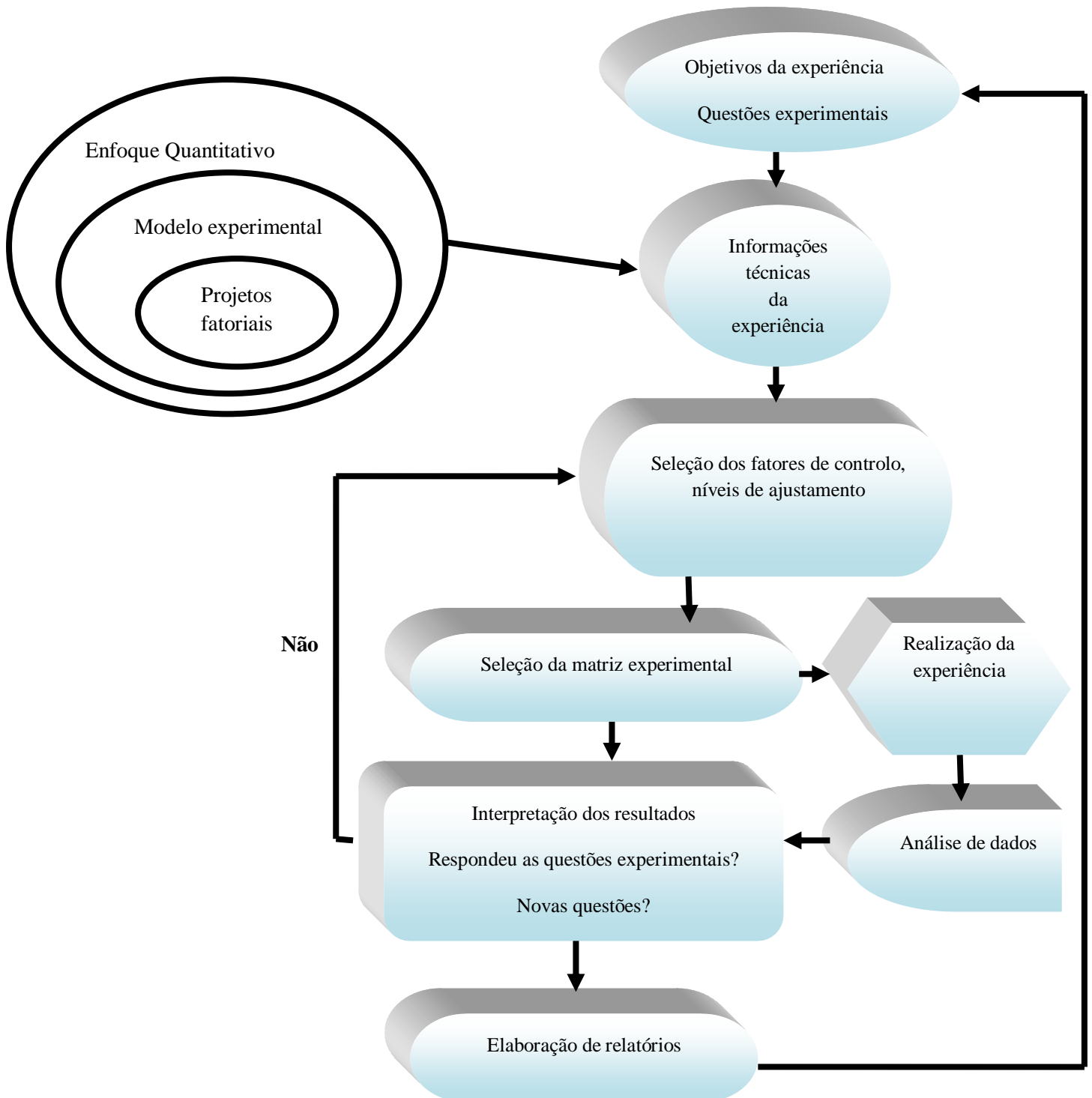


Figura 2: Roteiro para a condução de experiências (adaptado de Galdámez (2002)).

## CAPITULO 2

### 2. TÉCNICAS DE PLANEAMENTO E ANÁLISE DE EXPERIÊNCIAS

#### 2.1. Princípios Básicos de Planeamento e Análise de Experiências

##### 2.1.1. Conceitos Gerais de Experimentação.

Segundo Teresa Oliveira (2004), um **planeamento de experiências** consiste de um protocolo para seleção de amostras das populações que interessam investigar. Por **programa de investigação** entende-se um esforço organizado por parte de um ou vários cientistas, a fim de adquirir conhecimentos acerca de um determinado processo, processo este que pode ser natural ou por exemplo resultante da produção industrial.

Uma experiência planeada pode contemplar um teste ou série de testes, no qual são feitas mudanças propositadas nas variáveis de entrada do processo, de modo a podermos observar mudanças correspondentes na resposta de saída;

**Variáveis de resposta:** a propriedade de interesse, que neste caso é o rendimento, é chamada de resposta;

**Fator:** É uma variável experimental controlável que se supõem influenciar a resposta, Teresa Oliveira (2004);

**Sistema:** Entende-se por sistema, qualquer produto, processo ou serviço;

**Metodologia de superfície de resposta:** Conjunto de técnicas matemáticas e estatísticas úteis na modelação e na análise em aplicações em que a resposta de interesse é influenciada por diversas variáveis com o objetivo de otimizar a resposta (Montgomery, 2012);

**Parâmetros do processo:** Todas as variáveis da linha de produção que podem ser alteradas e que talvez tenham um efeito sobre as variáveis de resposta;

**Fatores constantes:** São os parâmetros do processo que não entram na experiência e que são mantidos constantes durante a experiência;

**Fatores de controlo:** Estes são os fatores alterados deliberadamente na experiência. O objetivo de introduzir estímulos nos fatores de controlo é avaliar o efeito produzido nas variáveis de resposta e, com isso poder determinar os principais fatores do processo (Galdaméz,2002);

**Fatores de ruído:** Fatores incontroláveis que podem influenciar o desempenho do sistema;

**Níveis dos fatores:** São valores específicos destes fatores (Teresa Oliveira,2004);

**Matriz de experiências:** É o plano formal construído para conduzir as experiências. Nesta matriz são incluídos os fatores de controlo, os níveis e tratamentos da experiência (Galdaméz, 2002).

**Tratamentos ou rodadas:** Chamamos de tratamento ou rodada a uma particular combinação de níveis dos fatores incluídos no modelo do estudo experimental. Quando usamos blocos devemos tentar fazer com que em cada bloco sejam realizados todos os tratamentos em estudo (Barbeta, Reis e Bornia,2009);

**Efeito principal:** É o efeito de um fator resultante da mudança na resposta produzida por uma mudança no nível do fator;

**Efeito de interação:** É a metade da diferença entre os efeitos principais de um fator nos níveis de outro (Galdaméz,2002);

**Repetição:** Consiste na execução da mesma observação ou aplicação do mesmo tratamento mais do que uma vez. Pode repetir-se toda a experiência, ou parte dela, sob alguns conjuntos de condições. A repetição tem duas finalidades importantes: Por um lado aumenta a precisão das observações, por outro lado permite a obtenção de estimativas dos erros cometidos, Teresa Oliveira (2004);

**Blocos:** É um grupo homogéneo de unidades experimentais, Teresa Oliveira (2004);

**Unidades experimentais homogéneas:** São unidades tão uniformes quanto possível em todas as características que possam afetar a resposta (Teresa Oliveira,2004).

### 2.1.2. Objetivos do Planeamento de Experiências

Os planeamentos de experiências podem ser usados tanto no desenvolvimento do processo quanto na solução de problemas do processo, para melhorar o seu desempenho ou obter um processo que seja robusto ou não sensível a fontes extremas de variabilidade.

Os métodos de planeamento de experiências podem também ser úteis no estabelecimento do controle estatístico de um processo. Por exemplo, suponha que um gráfico de controlo indica que o processo, com várias variáveis de entrada, controláveis, está fora de controlo. A menos que se saiba quais as variáveis de entrada são importantes, poderá ser muito difícil trazer o processo de volta ao controlo. Os métodos de planeamento experimental podem ser usados para identificar essas variáveis influentes do processo.

O planeamento de experiências é uma ferramenta, importante para melhorar um processo de fabricação, mas tem também extensiva aplicação no desenvolvimento de novos

processos. A aplicação atempada dessas técnicas no desenvolvimento do processo pode resultar em:

1. Produção melhorada;
2. Variabilidade reduzida e conformidade mais próxima da nominal;
3. Tempo de desenvolvimento reduzido;
4. Custos totais reduzidos.

No planeamento de novos processos os benefícios são:

1. Avaliação e comparação de configurações de planeamento básicas;
2. Avaliação de materiais alternativos;
3. Determinação dos parâmetros-chave do planeamento do produto que têm impacto sobre o desempenho.

### **2.1.3. Diretrizes para o Planeamento de Experiências**

É extremamente importante que antes da realização de qualquer experiência a equipa envolvida tenha um prévio conhecimento sobre o objetivo do estudo, os fatores que devem ser estudados, de como a experiência deve ser conduzida e de uma visão pelo menos qualitativa de como os dados serão analisados. Seguidamente são apresentados os procedimentos para a realização de uma experiência, ver Montgomery (2012):

#### **1- Reconhecimento e relato do problema**

Um relato claro do problema e dos objetivos das experiências costuma contribuir substancialmente para uma melhor compreensão do processo e para uma eventual solução do problema.

#### **2- Escolha dos fatores e dos níveis**

A pessoa que conduz a experiência deve escolher os fatores que devem variar, os intervalos sobre os quais estes fatores variarão e os níveis específicos sobre os quais cada rodada será feita. Exige-se o conhecimento do processo para fazer isso.

#### **3- Seleção da variável-resposta**

Na seleção da variável-resposta o investigador deve ter a certeza de que aquela variável realmente fornece informação útil sobre o processo em estudo. A capacidade do medidor é também um fator importante. Se a capacidade do medidor é baixa, então apenas efeitos grandes de fatores serão detetados pela experiência ou será necessária uma replicação adicional.

#### **4- Escolha do planejamento de Experiências**

A escolha do planejamento envolve consideração sobre o tamanho da amostra (número de replicações), seleção de uma ordem adequada de rodadas para as tentativas experimentais ou se a formação de blocos ou outras restrições de aleatorização estão envolvidas.

#### **5- Realização da experiência**

Na realização da experiência é de vital importância monitorizar o processo, para garantir que tudo seja feito de acordo com o planejado. Erros no processo experimental nesse estágio, em geral destruirão a validade da experiência. O planejamento geral, do início ao fim, é crucial para o sucesso.

#### **6- Análise dos dados**

Devem ser usados métodos estatísticos para analisar os dados, de modo que os resultados e conclusões sejam objetivos e não de opinião. Se a experiência foi realizada corretamente e de acordo com o planejamento, então o tipo de métodos estatísticos exigidos não é complicado. Existem muitos pacotes estatísticos excelentes que ajudam na análise dos dados. Métodos gráficos simples desempenham igualmente um papel importante na interpretação dos dados. A análise dos resíduos e a verificação da validade do modelo são também importantes.

#### **7- Conclusões e recomendações**

Uma vez analisados os dados, a experiência deve acarretar conclusões práticas sobre os resultados e recomendar um curso de ação. Métodos gráficos são, em geral usados neste estágio, particularmente na apresentação dos resultados. Sequências de acompanhamento e testes de confirmação devem ser também realizados para validar as conclusões da experiência.

Por norma faz-se uma experiência sequencialmente e, como regra geral, não devem ser usados mais do que 25% dos recursos disponíveis na primeira experiência. Isso garantirá que existirão recursos suficientes para alcançar o objetivo final da experiência.

### **2.2. Planeamentos Fatoriais**

#### **2.2.1. Planeamentos com um único fator**

É usado quando temos o interesse em comparar várias condições das variáveis independentes e analisar se existem diferenças entre elas. Consideremos o caso de termos  $a$  níveis de um fator e  $n$  réplicas. As corridas experimentais devem ser feitas de forma completamente aleatória, a fim de eliminar os efeitos das variáveis que causem distúrbios.

### 2.2.2. Planeamentos com muitos fatores

As experiências normalmente envolvem vários fatores. Uma forma eficiente de combinar os níveis dos diversos fatores é cruzá-los, de tal forma que cada nível de um fator seja combinado com todos os níveis dos outros fatores (Barbeta, Reis e Bornia,2009).

Ainda de acordo com Barbeta et. al (2009), nos projetos fatoriais, podemos avaliar não somente o efeito médio de cada fator, mas também possíveis interações entre os fatores. Diz-se que existe interação entre dois fatores quando a diferença na resposta entre os níveis de um fator não é a mesma para os outros níveis do outro fator.

Em determinados casos, a realização da experiência envolve muitos fatores que alteram a resposta. Um planeamento de experiência pode envolver dois, três ou mais níveis. Por exemplo, numa experiência com quatro fatores e cada fator com dois níveis, teremos  $2^4 = 16$  ensaios e se forem usados três níveis para os quatro fatores, teremos  $3^4 = 81$  ensaios, sem contar com replicações adicionais, o que tende a encarecer a experiência em demasia.

### 2.2.3. Planeamentos fatoriais $2^K$

Certos tipos especiais de planeamento, são muito úteis no desenvolvimento e *melhoria* de processos. Um desses é o planeamento fatorial com  $K$  fatores cada um com dois níveis. Como cada replicação completa do planeamento tem  $2^K$  rodadas, o arranjo é chamado um planeamento fatorial  $2^K$  (Montgomery,2012). Este planeamento consiste em ensaiar cada um dos  $K$  fatores em apenas dois níveis. Além de evitar grande número de ensaios, esse tipo de projeto é relativamente fácil nos aspetos computacionais e interativos (Barbeta, Reis e Bornia,2009).

Ainda de acordo com Barbeta, Reis e Bornia (2009), projetos  $2^K$  são largamente utilizados para *caracterizar* processos, ou seja, para selecionar fatores que agem significativamente sobre a resposta. Muitas das vezes, quando se deseja *otimizar o processo*, realiza-se inicialmente um planeamento  $2^K$  para selecionar os fatores mais significativos, realizando-se depois novas experiências.

### 2.2.4. O planeamento $2^2$

Segundo Montgomery (2004), o tipo mais simples de planeamento  $2^K$  é o  $2^2$ , isto é dois fatores, A e B, cada um com dois níveis. Em geral, considera-se esses níveis como níveis “baixos” ou “-“ e “alto” ou “+” do fator. O planeamento pode ser representado geometricamente

como um quadrado com as  $2^2 = 4$  rodadas formando os cantos do quadrado. A Figura 3, mostra o planejamento  $2^2$ .

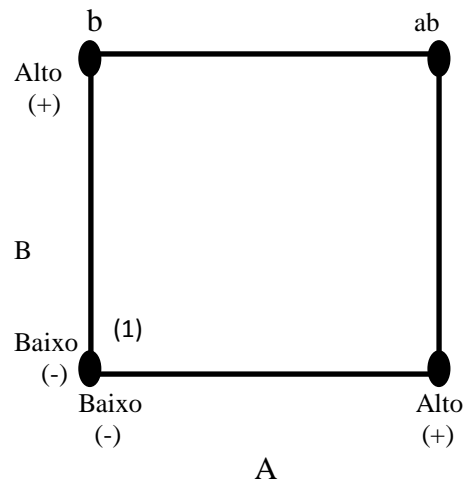


Figura 3 : O planejamento fatorial  $2^2$ .

A análise estatística de uma experiência com dois fatores depende da forma como eles estão combinados e também do fato deles serem fixos ou aleatórios. O fator é fixo, quando a análise é condicionada aos níveis do fator que foram escolhidos. Neste caso, as conclusões referem-se apenas , aos níveis observados. O fator é aleatório, quando apenas uma amostra dos níveis do fator faz parte da experiência. Neste caso, as conclusões podem ser estendidas a toda a população de níveis da qual foi retirada a amostra.

Numa experiência, são usadas notações especiais para representar uma rodada. As rodadas são representadas por letras minúsculas. Se uma letra está presente, então o seu fator é colocado no seu nível mais alto. Se estiver ausente, então é colocada no seu nível mais baixo nessa rodada. A rodada com ambos os fatores em baixo é denotada por (1). Os efeitos de interesse de um planejamento  $2^2$  são os efeitos principais A e B e a interação AB. Para estimar o efeito principal de A, toma-se a média das observações do lado direito do quadrado, quando A está no nível máximo, e subtrai-se a esse valor a média das observações no lado esquerdo do quadrado, onde A está em seu nível baixo (ver Figura 3):

$$\begin{aligned}
 A &= \bar{y}_{A^+} - \bar{y}_{A^-} \\
 &= \frac{a+ab}{2n} - \frac{b+(1)}{2n} \\
 &= \frac{1}{2n} [a + ab - b - (1)] \quad (1)
 \end{aligned}$$

De forma análoga é encontrado o efeito principal de B, pelo cálculo das médias das observações no alto do quadrado, onde B está no seu nível alto, e subtraindo a esse valor a média das observações na base do quadrado, onde B está no seu nível baixo (ver figura 3):

$$\begin{aligned}
 A &= \bar{y}_{A+} - \bar{y}_{A-} \\
 &= \frac{a+ab}{2n} - \frac{b+(1)}{2n} \\
 &= \frac{1}{2n} [a + ab - b - (1)] \quad (2)
 \end{aligned}$$

A interação AB é estimada pela diferença das médias diagonais na figura 3:

$$\begin{aligned}
 AB &= \frac{ab+(1)}{2n} - \frac{a+b}{2n} \\
 &= \frac{1}{2n} [ab + (1) - a - b] \quad (3)
 \end{aligned}$$

Nas equações (1), (2) e (3) as expressões dentro de parêntesis são denominadas contrastes. Para determinar o sinal de cada contraste em particular em uma rodada usa-se a seguinte tabela de sinais:

**Tabela 1:** Sinais Para os Efeitos no Planejamento 2<sup>2</sup>

Sinais Para os Efeitos no Planejamento 2 <sup>2</sup>					
Rodadas		Efeito Fatorial			
		I	A	B	AB
1	(1)	+	-	-	+
2	a	+	+	-	-
3	b	+	-	+	-
4	ab	+	+	+	+

Para obter as somas dos quadrados para A, B e AB, usa-se a seguinte expressão:

$$SQ = \frac{(\text{contraste})^2}{n \sum (\text{coeficiente do contraste})^2} \quad (4)$$

Assim, a soma dos quadrados para A,B e AB são:

$$\begin{aligned}
 SQ_A &= \frac{[a + ab - b - (1)]^2}{4n} \\
 SQ_B &= \frac{[b + ab - a - (1)]^2}{4n} \\
 SQ_{AB} &= \frac{[ab + 1 - a - b]^2}{4n}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Completa-se a análise da variância, calculando-se a soma dos quadrados total  $SQ_T$  (com  $4n-1$  graus de liberdade) como usual, e obtendo-se a soma de quadrados do erro  $SQ_E$  com  $4(n-1)$  graus de liberdade, por subtração.

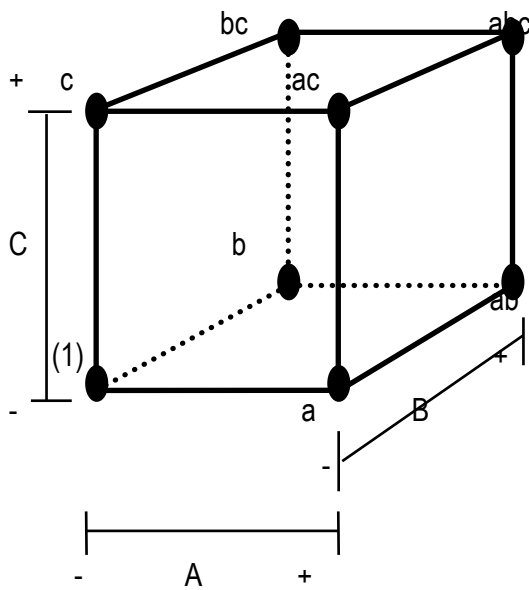
De acordo com Devore t al. (1992) e Montgomery (1991), o modelo estatístico do planeamento fatorial é dado por:

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk}
 \tag{6}$$

Na equação (5),  $\mu$  representa a média,  $\tau_i$  é o efeito principal do fator A,  $\beta_j$  é o efeito do fator B,  $(\tau\beta)_{ij}$  é o efeito da interação dos fatores A e B,  $\varepsilon_{ijk}$  é o erro experimental. Para se determinar os coeficientes da equação (5), usa-se ANOVA (análise de variância) e de igual modo para verificar se esses efeitos são significativos nas respostas.

### 2.2.5. O planeamento $2^K$ para $k \geq 3$ fatores

O planeamento fatorial com  $k=2$  fatores, cada um com dois níveis, podem ser facilmente estendidos a mais de dois fatores. Por exemplo para  $k=3$ , cada um com dois níveis. Este é um planeamento  $2^3$  com oito combinações fator nível (Montgomery 2004). Geometricamente, o planeamento é um cubo, como mostra a figura 5.



(a) Geometria do planejamento

A	B	C
-	-	-
+	-	-
-	+	-
+	+	-
-	-	+
+	-	+
-	+	+
+	+	+

(b) Matriz de teste

Figura 4: Planejamento fatorial  $2^3$

Este planejamento permite estimar os três efeitos principais (A,B e C) e as três interações de dois fatores (AB, AC e BC) e uma interação de três fatores (ABC). O modelo fatorial completo é escrito da seguinte forma:

$Y = \mu + A + B + C + AB + AC + BC + ABC + \varepsilon$ ; Sendo  $\mu$  a média geral e  $\varepsilon$  - Erro aleatório;

As letras maiúsculas representam os efeitos principais e as interações dos fatores.

O efeito principal de A é estimado através da média das quatro rodas do lado direito do cubo onde A está no seu nível mais alto, menos a média das quatro rodadas do lado esquerdo do cubo, onde A está no seu nível mais baixo. Assim:

$$\begin{aligned}
 A &= \bar{y}_{A^+} - \bar{y}_{A^-} \\
 &= \frac{1}{4n} [a + ab + ac + abc - b - c - bc - (1)] \quad (6)
 \end{aligned}$$

O efeito de B é calculado de forma análoga ao efeito de A, fazendo a diferença média das quatro rodadas na face posterior do cubo e as quatro rodadas da face anterior do cubo:

$$\begin{aligned}
 B &= \bar{y}_{B^+} - \bar{y}_{B^-} \\
 &= \frac{1}{4n} [b + ab + bc + abc - a - c - ac - (1)] \quad (7)
 \end{aligned}$$

O efeito de C é a diferença média entre as quatro rodadas na face superior e as quatro da inferior:

$$\begin{aligned} C &= \bar{y}_{C^+} - \bar{y}_{C^-} \\ &= \frac{1}{4n} [c + ac + bc + abc - a - c - ab - (1)] \end{aligned} \quad (8)$$

Considerando, agora a interação dos dois fatores AB, sendo que C está no seu nível mais baixo, AB é a diferença média no efeito de A nos dois níveis de B:

$$AB (C \text{ baixo}) = \frac{1}{2n} [ab - b] - \frac{1}{2n} [a - (1)]$$

Estando C no seu nível alto, a interação AB é:

$$AB (C \text{ alto}) = \frac{1}{2n} [abc - bc] - \frac{1}{2n} [ac - c]$$

A interação AB é a média dessas duas componentes:

$$AB = \frac{1}{4n} [ab + (1) + abc + c - b - a - bc - ac] \quad (9)$$

As estimativas das interações AC e BC são as seguintes:

$$\begin{aligned} AC &= \frac{1}{4n} [ac + (1) + abc + b - a - c - ab - bc] \\ AC &= \frac{1}{4n} [bc + (1) + abc + a - b - c - ab - ac] \end{aligned} \quad (10)$$

O efeito da interação ABC é a diferença média entre a interação AB nos dois níveis de C, assim:

$$ABC = \frac{1}{4n} \{ [abc - bc] - [ac - c] - [ab - b] + [a - (1)] \}$$

Ou

$$ABC = \frac{1}{4n} [abc - bc - ac + c - ab + b + a - (1)] \quad (11)$$

Para determinar uma estimativa de qualquer efeito principal ou interação, multiplica-se as combinações fator-nível na primeira coluna da tabela pelos sinais na coluna correspondente do efeito principal ou interação, somando-se, então os resultados para se obter um contraste, e dividindo-se o contraste pela metade do número total de rodadas da experiência. Simbolicamente tem-se:

$$Efeito = \frac{contraste}{n2^{K-1}} \quad (12)$$

A soma dos quadrados para qualquer efeito é:

$$SQ = \frac{(contraste)^2}{n2^K} \quad (13)$$

### 2.2.6. Modelo de Regressão

Um modelo de regressão é uma equação da forma

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (14)$$

Sendo Y a variável resposta,  $x_i, i=1, \dots, k$ , são o conjunto de regressores ou variáveis preditoras,  $\beta_i, i=1, \dots, k$ , os coeficientes de regressão e  $\varepsilon$  o erro, que se supõe da forma NID  $(0; \sigma^2)$ . Segundo Montgomery (2012), em geral os coeficientes de regressão nesses modelos são estimados pelos mínimos quadrados.

### 2.2.7. Uma Única Replicação do Planejamento $2^K$

Na medida em que cresce o número de fatores numa experiência fatorial, cresce também o número de efeitos que podem ser estimados (Montgomery, 2012). Nestas situações aplica-se o **princípio da escassez de efeitos**, isto é, o sistema é, usualmente dominado pelos efeitos principais e pelas interações de ordem inferior. As interações de três ou mais fatores são, em geral, desprezáveis. Assim, quando o número de fatores é moderadamente grande (para  $k \geq 4$  ou 5) é comum rodar apenas uma replicação no planejamento  $2^K$ , e combinar as interações de ordem maior como uma estimativa do erro.

### 2.2.8. Adição de Pontos Centrais no Planejamento $2^K$

Um ponto positivo no uso de planejamentos fatoriais de dois níveis é a hipótese de linearidade dos efeitos dos fatores. Naturalmente, não é necessária uma linearidade perfeita, e o sistema  $2^K$  funcionará muito bem mesmo quando a hipótese de linearidade funcionar aproximadamente (Montgomery, 2012).

Quando os termos de interação entre os fatores são adicionados, o modelo é capaz de representar alguma torção que haja no plano. Dependendo da curvatura desse plano, deve ser proposto um modelo quadrático, chamado modelo de superfície de resposta de segunda ordem (Calado e Montgomery,2003):

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{j=1}^k \beta_{jj} x_j^2 + \varepsilon \quad (15)$$

Esse modelo não pode ser ajustado a um planejamento  $2^2$ , porque para se ajustar a um modelo quadrático todos os fatores devem ser rodados, pelo menos, três níveis. Montgomery (2012), faz menção a um método para acrescentar um ponto a um planejamento fatorial  $2^k$  que fornecerá alguma proteção contra os efeitos quadráticos puros, e além disso, se esse ponto for replicado, então, pode-se obter uma estimativa independente do erro experimental. O método consiste na adição de pontos centrais no planejamento  $2^k$ . Esses pontos centrais consistem em  $n_c$  replicações rodadas no ponto  $x_i = 0$  ( $i = 1, 2, \dots, k$ ). Deve-se admitir que os  $k$  fatores sejam quantitativos, pois, de outro modo não haveria um nível central ou no meio para o fator.

Considerando um planejamento  $2^2$ , com uma observação em cada vértice  $(-, -)$ ,  $(-, +)$ ,  $(+, -)$ , e  $(+, +)$  e com  $n_c$  observações no ponto central. Seja  $\bar{Y}_F$  a média das quatro corridas nos pontos do planejamento fatorial e  $\bar{Y}_C$  e média das  $n_c$  corridas no ponto central. Se a diferença  $\bar{Y}_F - \bar{Y}_C$  for pequena, então os pontos centrais estão no (ou próximos do) plano passando através dos pontos do planejamento fatorial, não havendo curvatura quadrática. Se  $\bar{Y}_F - \bar{Y}_C$  for grande, então a curvatura será importante. A soma quadrática para a curvatura pura é dada por:

$$SQ_{quadrática\ pura} = \frac{n_F n_c (\bar{Y}_F - \bar{Y}_C)^2}{n_F + n_c} \quad (16)$$

Essa quantidade deve ser comparada com a média quadrática do erro para testar a curvatura quadrática pura. Para a curvatura são testadas as hipóteses:

$$H_0: \sum_{j=1}^k \beta_{jj} = 0 \text{ e } H_1: \sum_{j=1}^k \beta_{jj} \neq 0 \quad (17)$$

Caso não haja réplicas nos pontos do planejamento, podem-se usar os  $n_c$  pontos centrais para construir uma estimativa do erro com  $n_c - 1$  graus de liberdade.

### 2.2.9. Replicação Fracionada do Planejamento $2^K$

De acordo com Pedro et. al (2009), quando temos muitos fatores, mesmo que sejam ensaiados em apenas dois níveis, a quantidade de tratamentos torna-se muito grande. Por exemplo com cinco fatores, ter-se-ão  $2^5 = 32$  tratamentos. Este planejamento tem por objetivo ensaiar apenas parte das possíveis combinações, mas planejado de forma que haja a possibilidade de estimar os efeitos principais e as interações entre dois fatores.

Os projetos fracionados são particularmente importantes quando se pretende fazer uma triagem de fatores para serem usados em estudos posteriores.

### 2.2.10. A Fração um Meio do Planejamento $2^k$

Uma fração  $\frac{1}{2}$  de um fatorial  $2^k$  normalmente é referida por delineamento  $2^{k-1}$ , com o último indicando o número de pontos do delineamento.

Para melhor abordagem da presente questão consideremos um planejamento do tipo  $2^{3-1}$ , extraído de Montgomery e Runger (2012). A tabela 2, mostra os sinais mais e menos para o planejamento  $2^3$ . Supõem-se a seleção de quatro combinações de tratamentos, a, b, c e abc como nossa meia fração. Essas combinações de tratamento são mostradas na metade superior da tabela 1. A figura 6.1, mostra-nos a estrutura geométrica do planejamento. Esse planejamento tem somente quatro rodadas, em contraste ao planejamento completo que requer oito rodadas.

O planejamento  $2^3$  é formado selecionando-se somente as combinações de tratamentos que resultam em sinal positivo para o efeito ABC. Assim, ABC é chamado **gerador** dessa fração e o elemento identidade I tem também o sinal mais para as quatro rodadas, vindo:

$$I = ABC \text{ (relação de definição do planejamento).}$$

Da metade superior da tabela 1, obtemos as estimativas dos efeitos principais como combinações das seguintes combinações lineares das observações:

$$\begin{aligned} A &= \frac{1}{2}[a - b - c + abc] \\ B &= \frac{1}{2}[-a + b - c + abc] \\ C &= \frac{1}{2}[-a - b + c + abc] \end{aligned} \tag{18}$$

As estimativas de segunda ordem devem ser as seguintes combinações lineares das observações:

$$\begin{aligned}
 BC &= \frac{1}{2}[a - b - c + abc] \\
 AC &= \frac{1}{2}[-a + b - c + abc] \\
 AB &= \frac{1}{2}[-a - b + c + abc]
 \end{aligned}
 \tag{19}$$

Os autores Montgomery e Runger (2012), afirmam que a estrutura associada a este planeamento é encontrada recorrendo-se à relação de definição, mencionada acima. A multiplicação de qualquer efeito pela relação de definição resulta nos pares associados para aquele efeito. No presente exemplo tem-se:

$$A = A \cdot ABC = A^2 BC = BC.$$

Os pares associados de B e C são:

$$B = B \cdot ABC = B^2 AC = AC$$

$$C = C \cdot ABC = C^2 AB = AB$$

Supondo agora a escolha de outra meia-fração, ou seja, as combinações de tratamento da Tabela1 associadas ao sinal negativo de ABC. As quatro rodadas são mostradas na parte inferior da Tabela1 e na Fig.6.2.

A relação definidora para este planeamento é  $I = -ABC$ . Os pares associados são:

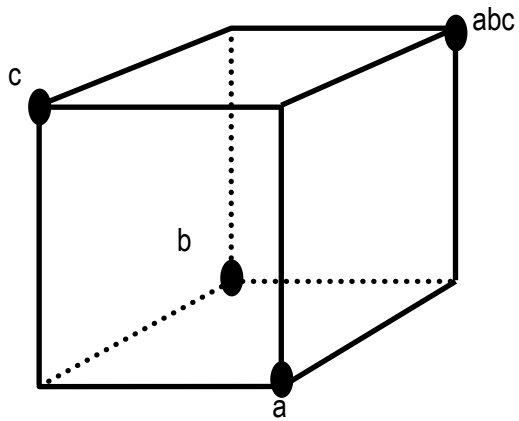
$$A = -BC$$

$$B = -AC$$

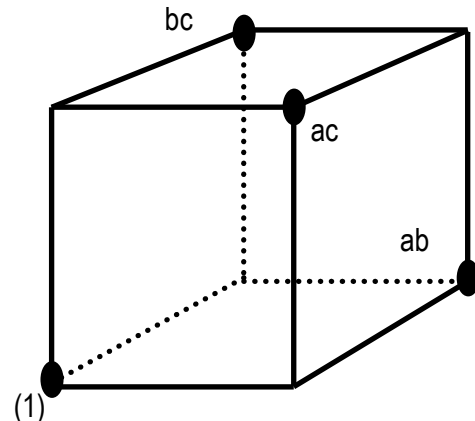
$$C = -AB$$

**Tabela 2:**Sinais Mais e Menos para o Planeamento Fatorial  $2^3$

Sinais Mais e Menos para o Planeamento Fatorial $2^3$								
Combinação de Tratamento	Efeito Fatorial							
	I	A	B	C	AB	AC	BC	ABC
a	+	+	-	-	-	-	+	+
b	+	-	+	-	-	+	-	+
c	+	-	-	+	+	-	-	+
abc	+	+	+	+	+	+	+	+
ab	+	+	+	-	+	-	-	-
ac	+	+	-	+	-	+	-	-
bc	+	-	+	+	-	-	+	-
(1)	+	-	-	-	+	+	+	-



(5.1) Fração I= +ABC



(5.2) Fração I= - ABC

Figura 5 : A fração um meio do planeamento

Montgomery e Runger (2012), salientam que na prática não interessa qual meia fração selecionamos. A fração com sinal mais na definição é geralmente chamada de fração principal, sendo a outra é geralmente chamada de fração alternada.

Um planeamento  $2^{k-1}$  pode ser construído escrevendo as combinações do tratamento para um fatorial completo com k-1 fatores, chamado **planeamento básico**, e então adicionando o k-ésimo fator, identificando seus níveis alto e baixo com os sinais mais e menos da interação de mais alta ordem. Por conseguinte o fatorial fracionado  $2^{3-1}$  é construído escrevendo o planeamento básico como um fatorial  $2^2$  e então igualado o fator C com a interação  $\pm AB$ . Assim, para construir a fração principal usa-se  $C = \pm AB$  como se segue:

Tabela 3: Planeamento fatorial fracionado  $2^{3-1}$

Planeamento fatorial fracionado $2^{3-1}$				
Planeamento Básico		Planeamento Fracionado		
$2^2$ completo		$2^{3-1}$ , I=+ABC		
A	B	A	B	C=AB
-	-	-	-	+
+	-	+	-	-
-	+	-	+	-
+	+	+	+	+

A obtenção da fração alternada é feita, igualando a última coluna a  $C = -AB$

### 2.2.11. Resolução de um Planeamento

Os delineamentos ortogonais de dois níveis são frequentemente classificados de acordo com a sua resolução (Walpole, Myers, Myers e Ye, 2009). Os autores definem a resolução de um planeamento ortogonal de dois níveis como a duração da menor (menos complexa) interação entre o conjunto de contrastes definidos.

Assim, o conceito de resolução de um planeamento é uma maneira útil de catalogar planeamentos fatoriais fracionados de acordo com os padrões de associação que eles produzem. Planeamentos de resolução III, IV e V são particularmente importantes (Montgomery e Runger, 2012).

Montgomery e Runger (2012) definem da seguinte forma os planeamentos de resolução III, IV e V:

**1. Planeamento de resolução III:** Esses são planeamentos em que nenhum efeito principal está associado com qualquer outro efeito principal, porém efeitos principais estão associados com interações de segunda ordem e algumas interações de segunda ordem podem estar associadas entre si. O planeamento  $2^{3-1}$ , com I=ABC é de resolução III ou planeamento  $2_{III}^{3-1}$ .

**2. Planeamento de resolução IV:** Esses são planeamentos em que nenhum efeito principal está associado com qualquer outro efeito principal ou com interações de segunda ordem, porém interações de segunda ordem estão associadas entre si. O planeamento  $2^{4-1}$ , com I=ABCD é um planeamento de resolução IV ( $2_{IV}^{4-1}$ ).

**3. Planeamento de resolução V:** Esses são planeamentos em que nenhum efeito principal ou qualquer interação de segunda ordem estão associados com qualquer outro efeito principal ou com interações de segunda ordem, porém interações de segunda ordem estão associadas com interações de terceira ordem. Um planeamento  $2^{5-1}$ , com I=ABCDE é um planeamento de resolução V ( $2_V^{4-1}$ ).

Montgomery e Runger (2012), salientam o facto de os planeamentos de resolução III e IV serem particularmente úteis em experimentos de seleção de fatores. Um planeamento de resolução IV fornece boas informações acerca dos efeitos principais e fornecerá alguma informação sobre todas as interações de segunda ordem.

### 2.2.12. Conceitos Erróneos e Riscos em Potencial

(Walpole, Myers, Myers e Ye, 2009), advertem ao facto de que no uso de experiências fatoriais fracionadas, uma das considerações mais importantes a que o analista deve estar atento é a resolução do delineamento. Um delineamento de baixa resolução é menor e por isso mais barato. No entanto, o delineamento de baixa resolução tem redundância mais pesada do que o de alta resolução.

### 2.3. METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA.

A metodologia de superfície de resposta (MRS), é um conjunto de técnicas matemáticas e estatísticas úteis na modelação e na análise em aplicações em que a resposta de interesse é influenciada por diversas variáveis e o objetivo é otimizar a resposta (Montgomery, 2012).

Segundo Montgomery (2012), a abordagem geral da MSR foi desenvolvida no início da década de 50, tendo sido aplicada inicialmente na indústria química com considerável sucesso. Nos últimos anos, a MSR tem tido extensa aplicação numa ampla variedade de contextos industriais, muito além de suas origens.

Imaginemos que se queira maximizar o rendimento de um determinado processo que seja função de dois fatores,  $X_1$  e  $X_2$ .

$$Y = f(X_1, X_2) + \varepsilon \quad (20)$$

Sendo  $\varepsilon$  o erro observado ou ruído na resposta  $Y$ . A superfície que representa a equação (1) é chamada superfície de resposta.

A primeira etapa no uso da metodologia da superfície de resposta, consiste em determinar a relação matemática entre a variável de resposta e as variáveis independentes. Assim, a primeira relação a ser pensada é a mais simples, como uma reta. Se esse polinómio de menor grau ajustar bem a resposta, então a função será dada por um modelo chamado modelo de primeira ordem:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (21)$$

Se houver curvatura no sistema, então deve ser utilizado o modelo de segunda ordem, ou quadrático, ficando-se com:

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{j=1}^k \beta_{jj} x_j^2 + \varepsilon \quad (22)$$

O procedimento de uso de superfície de resposta é sequencial, isto é, quando se está longe de um ponto ótimo da resposta, o modelo de primeira ordem ajusta bem os dados atuais. No entanto, como se pretende determinar o ponto ótimo, adicionalmente, deve adotar-se uma estratégia eficiente que rapidamente encontre as condições operacionais ideais que levem a isso. Uma vez encontrada a possível região ótima, deve ser adotado um modelo de segunda ordem.

### 2.3.1. Método do Gradiente Ascendente ou Descendente (Steepest Ascent or Descent)

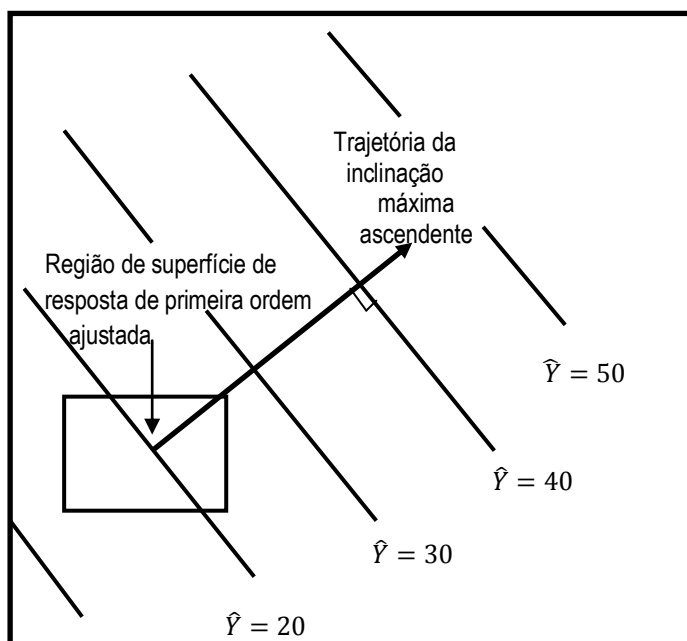
Nesta seção será proposto um método para identificar a região do ponto ótimo. Assim, quando se está longe da região do ponto ótimo, usa-se o modelo de primeira ordem sequencialmente, seguindo um caminho ascendente (máximo) ou descendente (mínimo), em direção ao ponto ótimo (Calado e Montgomery, 2003).

Segundo Montgomery (2012), O método de inclinação máxima ascendente é um procedimento para nos deslocarmos sequencialmente ao longo da trajetória de maior inclinação ascendente, isto é, na direção do aumento máximo da resposta. No caso de desejarmos a minimização, o procedimento a seguir é denominado método de inclinação máxima descendente. Assim, o modelo de primeira ordem ajustado é:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i \quad (23)$$

A superfície de primeira ordem, isto é, os contornos de  $\hat{Y}$ , são uma série de retas paralelas conforme mostrado na figura 6:

Fig. 6: Superfície de resposta de primeira ordem trajetória de inclinação máxima ascendente



O caminho ascendente aponta para a direção em que  $\hat{Y}$  aumenta mais rapidamente, sendo perpendicular à superfície de resposta ajustada. O tamanho real da etapa é determinado pelo investigador, baseado no conhecimento do processo ou em outras considerações. Esse procedimento continua até que o modelo de primeira ordem não mais ajustamento os dados experimentais, indicando que possivelmente se está na vizinhança do ótimo. A partir daí, devem ser conduzidas mais experiências, com vista à obtenção de um modelo mais elaborado (Calado e Montgomery, 2003).

### 2.3.2. Análise de uma Superfície de Resposta de Segunda Ordem

Quando o investigador está relativamente próximo do ótimo, em geral torna-se necessário um modelo de segunda ordem para aproximar a resposta, devida à curvatura na verdadeira superfície de resposta. O modelo ajustado de segunda ordem é:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_i x_i + \sum_{i=1}^k \hat{\beta}_{ii} x_i^2 + \sum_i \sum_{\substack{j \\ < j}}^k \hat{\beta}_{ij} x_i x_j \quad (24)$$

onde  $\hat{\beta}$  denota a estimativa de mínimos quadrados de  $\beta$ .

## CAPITULO III

### 3. EXPERIÊNCIAS INDUSTRIAIS

#### 3.1. Estudo de um processo industrial

O presente capítulo tem como objetivo a aplicação das técnicas de planeamento de experiências no processo industrial, concretamente na caracterização e otimização da produção da fuba de milho. O objetivo consiste em descrever as experiências industriais que foram realizadas para determinar os principais parâmetros de controlo e os níveis de regulação de um processo de produção da fuba de milho.

#### 3.2. A empresa estudada

O estudo foi desenvolvido na empresa **Ferramentas**, localizada na cidade do Lubango, Província da Huila. A empresa estudada é uma empresa de baixa produção e dedica-se a produção da fuba de milho e um dos seus derivados concretamente o farelo sob os seguintes processos:

- (a) Produção da fuba de milho a seco;
- (b) Produção da fuba de milho húmido;

Atendendo à natureza do estudo e aos objetivos da presente investigação, nesta secção dedicar-nos-emos somente ao processo de produção da fuba de milho húmido.

A empresa estudada não possui tecnologia de produção avançada, visto que o sector industrial em Angola concretamente a indústria de produção de fuba de milho, ainda não apresenta um grande desenvolvimento tecnológico, com isso, os equipamentos usados pela empresa são na sua maioria tradicionais e em alguns casos faz-se a utilização de recursos naturais tal como a radiação solar em substituição de determinadas máquinas.

Das empresas contactadas pelo investigador, para o desenvolvimento do estudo, apenas duas deram um parecer positivo. Decidiu-se trabalhar com a empresa **Ferramentas** visto que até à data da experiência era a única que reunia condições para o desenvolvimento da investigação. Concretamente no que se refere ao bom estado de funcionamento das máquinas e de existência de produto para a realização do mesmo.

### 3.3. Processo de produção da fuba de milho

A fuba é um pó desidratado rico em amido, utilizado na alimentação. É geralmente, obtida de cereais moídos, como é o caso do milho. O grão de milho é classificado botanicamente como uma cariopse. Apresenta basicamente três partes (ver figura 7): o pericarpo, o endosperma e o embrião.

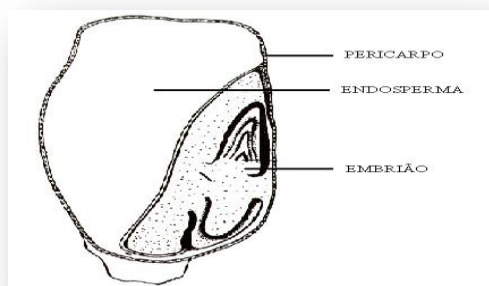


Figura7-Corte longitudinal de um grão de milho  
(Fonte: Instituto de Ensino Agrícola: apud  
ALESSI; RAUPP; GARDINGO).

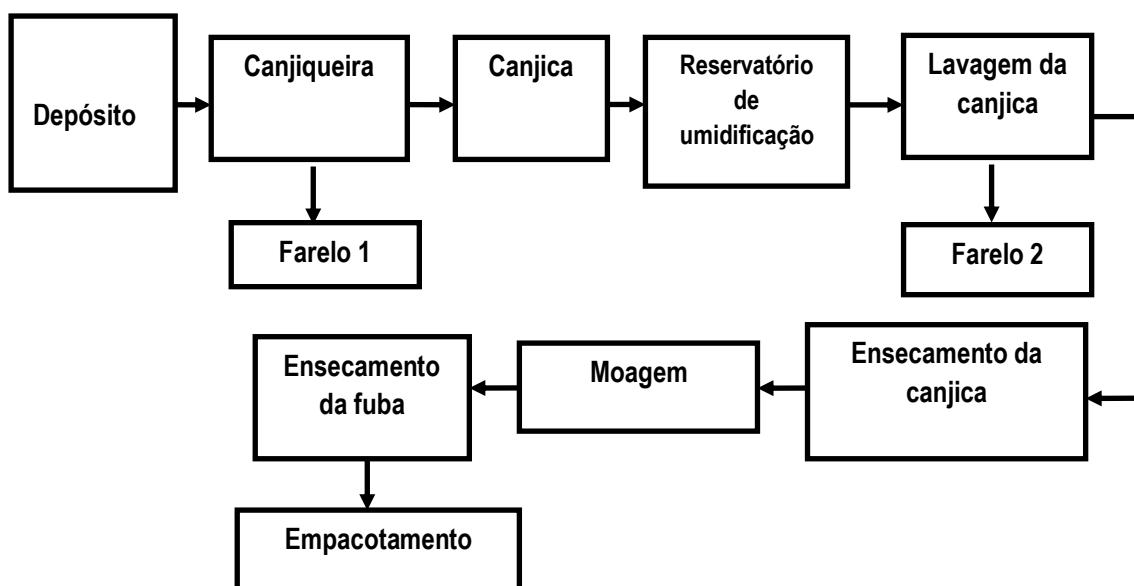
O pericarpo é a camada fina e resistente que constitui a parede externa da semente e , é rica em fibra. O endosperma é a parte mais volumosa do grão, é envolvido pelo pericarpo e é constituído basicamente pelo amido. O embrião encontra-se ao lado do endosperma e é parcialmente envolvido por este.

A moagem da fuba é o processo de separar, ou não, estes três componentes e reduzir o endosperma para partículas pequenas, a chamada fuba. Denomina-se fuba integral se na sua elaboração o grão inteiro for moído: pericarpo, endosperma e embrião. Será refinada caso seja retirado o pericarpo. Assim, o nosso estudo está direcionado para a produção da fuba refinada.

A produção da farinha de milho (fuba refinada) é bastante simples, utiliza máquinas de fácil manejo e não requer mão-de-obra especializada. No processo de produção da farinha de milho, a maceração é considerada como responsável pelo enriquecimento do cheiro e do sabor, elementos exigidos por uma importante parcela dos consumidores.

O milho para a produção da fuba é adquirido diretamente do produtor ou no mercado formal. Para a obtenção da fuba de milho a fábrica usa fundamentalmente onze etapas conforme se vê no fluxograma de produção na Figura 8:

Figura 8: Fluxograma da obtenção da fuba de milho



#### 3.4. Descrição das etapas do processo

1. **Transporte:** O milho é transportado até à moagem por meio de camiões;
2. **Receção e pesagem do milho:** O processo começa com a receção e pesagem do milho. Depois de analisado, este é encaminhado para a área de armazenamento;
3. **Depósito:** O milho é armazenado em sacos e estes são colocados sobre paletes, em local arejado, fresco e ventilado, livre de roedores e de insetos. A empresa armazena preferencialmente o milho de cor branca.
4. **Pré- Limpeza:** O milho recebido é limpo para remover materiais estranhos, como pedaços de sabugo, de pedras e partículas metálicas. Esta operação é feita com peneiras.
5. **Degerminadeira:** Neste processo, o milho é posto em reservatórios (contendo água à temperatura natural) com o objetivo de o amolecer. Seguidamente a água é drenada do reservatório, e posteriormente o milho é posto na degerminadeira. A degerminadeira é utilizada para fraccionar o milho em canjica (milho sem germe e sem pericarpo). Nesta máquina o milho entra previamente humedecido com água, a mesma consiste numa sequência de facas acondicionadas num eixo motriz, onde o milho é triturado durante um período aproximado de um minuto. Depois o produto (mistura de canjica, germe e pericarpo) é levado para a área de separação efetiva da canjica, germe e pericarpo. Esta

separação é feita por meio de um processo artesanal denominado localmente como “desfarelamento”. Esta etapa gera um subproduto denominado pelos operadores por “farelo1”.

6. **Maceração:** Depois do “desfarelamento”, a canjica é posta num reservatório que contém água à temperatura natural, onde é mantida durante quatro dias (96 horas). Ao completar os dois primeiros dias (48 horas), a água é drenada do reservatório para que a canjica seja devidamente lavada, processo de lavagem que resulta na total degerminação, descascamento e limpeza da canjica, pois a permanência do embrião, casca e outros elementos estranhos comprometem a moagem da canjica. Essa etapa gera outro subproduto denominado pelos operadores como “farelo2”. Seguidamente a canjica é posta novamente no reservatório, contendo água à temperatura natural, onde fica os restantes dois dias (48 horas).
7. **Ensecamento da canjica:** Nesta fase, depois de drenada a água do reservatório, a canjica é posta a secar. Devemos salientar que a empresa não possui uma secadora, por isso, o processo de secagem da canjica é feita de forma natural, ou seja, através da radiação solar. Desta forma a canjica é espalhada uniformemente em lona plástica, com uma camada de mais ou menos 0,5 cm sob a radiação solar, numa vasta área protegida de poeiras. O processo demora aproximadamente entre sessenta a cento e vinte minutos.
8. **Moagem:** Depois de seco, o milho é encaminhado para a moagem onde, através da trituradora, é transformado em fuba. Nesta fase, o operador tem observado dois processos:
  - (a) Caso a canjica não esteja totalmente seca devido às condições apresentadas na fase anterior, nomeadamente a baixa intensidade solar, o operador coloca o regulador no seu nível baixo (1 centímetro);
  - (b) Caso o milho esteja totalmente seco, o operador coloca o regulador no seu nível alto ( 2 cm).
9. **Ensecamento da Fuba:** Depois da moagem, o produto agora fuba, é colocado no processo de secagem onde é exposto à radiação solar entre 120 e 240 minutos. Salienta-se que o processo de secagem é feito de forma natural pois a empresa não possui uma secadora artificial. Assim, semelhantemente ao ensecamento da canjica, a fuba é espalhada uniformemente em lona plástica com uma camada inferior a 0.25 cm, numa vasta área protegida de poeiras. De seguida, a fuba é posta na peneira para que

seja separada de algumas impurezas que possa ter adquirido durante o processo de ensecamento.

**10. Empacotamento:** Nesta fase o produto acabado é posto em sacas, estando assim pronto para ser comercializado.

### **3.5. Definição do Objeto de Estudo**

Foi descrito na secção anterior que a produção da fuba de milho pela empresa **Ferramentas** é feita mediante dois processos: A produção da fuba de milho a seco e a produção da fuba de milho húmido. Deste modo, o estudo focaliza-se na engenharia de processos da empresa, ou seja, o principal objetivo é melhorar as características de qualidade de um dos processos de produção. Mais especificamente, foi selecionado como objeto de estudo o processo de produção da fuba de milho húmido, por ser o mais crítico e com maior número de problemas.

### **3.6. Problemas na Produção da Fuba de Milho**

No processo de produção da fuba de milho, poderão existir alguns problemas (defeitos) consequentes dos fatores de controlo e até mesmo de fatores de ruído. Os defeitos que poderão ocorrer na produção da fuba de milho são:

1. O produto final pode aparecer excessivamente grosso ou excessivamente fino;
2. Coloração escura no produto final;
3. Nódos, manchas ou pintas pretas no produto;
4. Mau cheiro no produto final;
5. Travo azedo no produto final.

O problema relativo ao facto de o produto final ser excessivamente grosso ou excessivamente fino, tem a ver com o ajustamento do regulador da trituradora, assim como, ao tempo de secagem da canjica.

O defeito da coloração escura na fuba, ocorre devido ao processo de degerminação (milho degerminado num período igual ou inferior a 15 segundos).

As nódos, manchas ou pintas pretas na fuba, ocorrem devido ao processo de degerminação (milho degerminado num período igual ou inferior a 15 segundos) e ao processo de lavagem da canjica.

O defeito relativo ao mau cheiro e sabor azedo na fuba, ocorre devido ao processo de maceração (tempo de maceração superior a quatro dias).

Na tabela seguinte, apresentam-se os problemas existentes na produção da fuba de milho e as respectivas sugestões de solução indicadas pelos operadores da empresa.

**Tabela 4: Problemas na produção da fuba e sua solução.**

<b>Defeitos</b>	<b>Soluções</b>
<b>Fuba excessivamente grossa ou fuba excessivamente fina.</b>	- Colocar o regulador no nível alto no caso de a canjica estar devidamente seca e no nível baixo para o caso de a canjica não estar devidamente seca.
<b>Coloração escura, nódoas, manchas ou pintas pretas no produto e outras partículas estranhas.</b>	- Manter o milho na degerminadora por mais de 15 segundos. - Lavar a canjica mais de três ou quatro vezes
<b>Mau cheiro e azedura na fuba</b>	- Manter a canjica no reservatório por quatro dias; - Secar a fuba por mais de 60 minutos.

### **3.7. Planeamento de experiência**

#### **3.7.1. Seleção dos Fatores de Controlo e seus Níveis**

No processo de produção da fuba de milho, mais especificamente na produção da fuba de milho húmido, existem fatores que interferem na qualidade da fuba, e durante a análise do processo de produção da fuba de milho foram identificados os seguintes fatores:

1. Rotação do motor;
2. Chumaceira;
3. Tempo de maceração;
4. Tempo de degerminação;
5. Número de lavagens da canjica;
6. Tempo de secagem da canjica;
7. Nível do regulador;
8. Tempo de secagem da fuba;

Dos fatores citados anteriormente foram considerados como ruído os seguintes:

1. Rotação do motor;
2. Chumaceira.

Assim, foram considerados diretamente relacionados com a qualidade de produção da fuba de milho os seguintes fatores:

1. Tempo de degerminação;
2. Tempo de maceração;
3. Número de Lavagens da canjica;

4. Tempo de secagem da canjica;
5. Nível do regulador.
6. Tempo de secagem da fuba;

Na Tabela 5 podem ver-se os níveis de variação dos fatores (níveis baixos (-1) e alto (+1)). Estes níveis foram determinados através da observação do processo, assim como pelas informações prestadas pelos funcionários da área de produção.

**Tabela 5:**Fatores de controlo e seus níveis

Fatores	Nível Baixo (-1)	Nível Alto (+1)
Tempo de degerminação	0.25 minutos	1 minuto
Tempo de maceração	1440 minutos	7200 minutos
Lavagem da canjica	2 lavagens	6 lavagens
Tempo de secagem da canjica	60 minutos	120 minutos
Nível do Regulador	1 centímetro	2 centímetros
Tempo de secagem da fuba	120 minutos	240 minutos

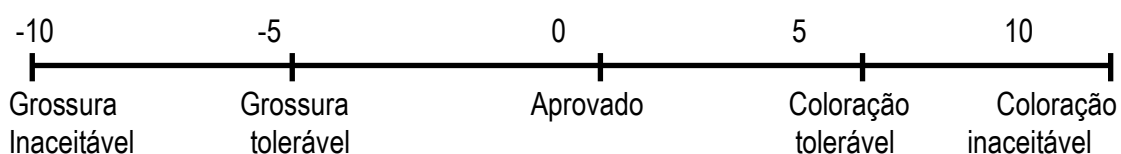
### 3.7.2. Seleção das Variáveis resposta

Após esclarecimento com o pessoal da área de produção e com base nos problemas que frequentemente aparecem na fuba de milho citados já na secção 3.6, foram definidas as seguintes variáveis resposta:

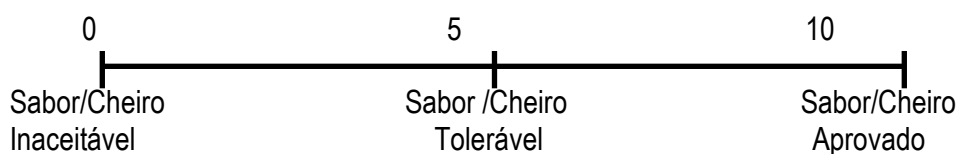
1. Grossura;
2. Coloração;
3. Sabor/Cheiro.

Para estudo destas variáveis, foi construída uma escala numérica, ver Galdámez (2010), com a finalidade de transformar as respostas subjetivas (Aprovado, Tolerável e inaceitável) da experiência em números que pudessem ser utilizados na análise estatística conforme a Figura 9.

**Figura 9.1:**Escala numérica para as respostas grossura e coloração



**Figura 9.2:** Escala numérica para a resposta sabor/cheiro



A escala numérica para as respostas grossura e coloração (Figura 9.1) varia de -10 (menos dez) a 10 (dez), sendo que -10 (menos dez) representam qualidade de um produto inaceitável, -5 (menos cinco) e 5 (cinco) representam a qualidade de um produto tolerável e 0 (zero) a aprovação do produto. Já a escala numérica para a resposta Sabor/Cheiro (Figura 9.2) varia entre 0 (zero) e 10 (dez), sendo que 0 (zero), 5 (cinco) e 10 (dez) representam produtos com qualidade inaceitável, tolerável e aprovado respetivamente.

Seguidamente apresentamos as experiências, as análises estatísticas e os softwares usados na referida análise.

### **3.7.3. O software STATISTICA (versão 7)**

O STATISTICA é um software de análise global e integrada de dados, gráficos, gestão de bases de dados e sistema de desenvolvimento de aplicações personalizadas com uma vasta seleção de procedimentos básicos e avançados de análise de dados.

O STATISTICA para além de incluir um pacote de análise estatística e geração de dados, permite implementações abrangentes de métodos especializados para análise de dados (por exemplo, aplicações, mineração de dados, negócios, ciências sociais, a investigação biomédica, ou de engenharia).

Algumas das características únicas da linha STATISTICA de software incluem:

- A amplitude da seleção e abrangência da implementação de procedimentos analíticos,
- A incomparável seleção, qualidade e capacidade de personalização de gráficos integrados perfeitamente com cada procedimento computacional,
- O interface do utilizador é eficiente e fácil de usar,

O STATISTICA contém uma ampla seleção de tecnologias avançadas de software, munindo-o de uma capacidade praticamente ilimitada quanto ao, desempenho (velocidade, capacidade de resposta), e opções de personalização do aplicativo.

Uma das características mais originais e importantes do STATISTICA é o de possuir tecnologias que permite até mesmo aos utilizadores inexperientes adequar o STATISTICA às suas preferências específicas. O utilizador pode personalizar praticamente todos os aspetos do STATISTICA, incluindo até mesmo os procedimentos de baixo nível da sua interface.

### 3.7.4. O software Minitab ( Versão 15)

Um pacote computacional bastante utilizado com a finalidade de elaborar ferramentas estatísticas e gráficas que permitem tratamento de dados, modelação e realização de testes estatísticos é o Minitab. Apresentando uma interface amigável, este é de fácil utilização e permite ao utilizador realizar análises estatísticas complexas, através de ferramentas de controlo de qualidade, planeamento de experiências, análise de confiabilidade e estatística geral (CARMO et al., 2011).

### 3.8. Realização da experiência: Primeira Fase

#### 3.8.1. Matriz de Planeamento

De seguida será feita a construção da matriz de planeamento. Foram considerados seis fatores cada um com dois níveis, o que nos remeterá a 64 combinações. Pelo número de combinações conclui-se que não é viável realizar a experiência completa. Assim, usaremos um planeamento fatorial fracionado  $2^{k-p}$  (k=6 e p= 2) com resolução IV. Na construção do planeamento  $2^{6-2}$ , teremos 16 testes.

A **Tabela 6** representa a matriz de planeamento, assim como as combinações dos níveis dos fatores que foram testados na primeira rodada do processo de produção da fuba de milho.

Tabela 6: Matriz de planeamento

Número de teste	Tempo de degerminação	Tempo de maceração	Número de Lavagem da Canjica	Tempo de secagem da canjica	Nível do regulador	Tempo de secagem da fuba
1	0,25 minutos	1440 minutos	2lavagens	60 minutos	1 cm	120 minutos
2	1 minuto	1440 minutos	2lavagens	60 minutos	2 cm	120 minutos
3	0,25 minutos	7200 minutos	2lavagens	60 minutos	2 cm	240 minutos
4	1 minuto	7200 minutos	2lavagens	60 minutos	1 cm	240 minutos
5	0,25 minutos	1440 minutos	6lavagens	60 minutos	2 cm	240 minutos
6	1 minuto	1440 minutos	6lavagens	60 minutos	1 cm	240 minutos
7	0,25 minutos	7200 minutos	6lavagens	60 minutos	1 cm	120minutos
8	1 minuto	7200 minutos	6lavagens	60 minutos	2 cm	120minutos
9	0,25 minutos	1440 minutos	2lavagens	120 minutos	1 cm	240 minutos
10	1 minuto	1440 minutos	2lavagens	120 minutos	2 cm	240 minutos

		minutos				
11	0,25 minutos	7200 minutos	2lavagens	120 minutos	2 cm	120 minutos
12	1 minuto	7200 minutos	2lavagens	120 minutos	1 cm	120 minutos
13	0,25 minutos	1440 minutos	6lavagens	120 minutos	2 cm	120 minutos
14	1 minuto	1440 minutos	6lavagens	120 minutos	1 cm	120 minutos
15	0,25 minutos	7200 minutos	6lavagens	120 minutos	1 cm	240 minutos
16	1 minuto	7200 minutos	6lavagens	120 minutos	2 cm	240 minutos

### 3.8.2. Análise dos resultados

Realizada a experiência e com base na escala definida anteriormente, o pessoal da produção classificou as respostas. Os resultados encontram-se na Tabela 7.

Tabela 7: Resultados da experiência

Número de teste	Grossura	Coloração	Sabor/ Cheiro
1	-1	10	2.5
2	-5	0	0
3	0	7	10
4	-5	7.5	10
5	-1	10	2.5
6	-1	0	0
7	0	7	10
8	-5	0	10
9	-10	10	2.5
10	-10	0	0
11	-10	7	10
12	-10	7.5	10
13	-10	10	2.5
14	-10	0	0
15	-10	7	10
16	-10	0	10

Com base na Tabela7, calculou-se as estimativas dos efeitos para as respostas grossura (Tabela 8), cheiro/sabor (Tabela 9) e coloração (Tabela 10).

**Tabela 8:** Estimativa dos efeitos para a resposta Grossura

Effect Estimates; Var.:Grossura; R-sqr=,92079; Adj:,86799 (Design2) 2**(6-2) design; MS Residual=2,44444 DV: Grossura										
Factor	Effect	Std.Err.	t(9)	p	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt	Coeff.	Std.Err. Coeff.	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt
Mean/Interc	-6,12500	0,390868	-15,6703	0,000000	-7,00920	-5,24080	-6,12500	0,390868	-7,00920	-5,24080
T.Deg	-1,75000	0,781736	-2,2386	0,051961	-3,51841	0,01841	-0,87500	0,390868	-1,75920	0,00920
T.Mac	-0,25000	0,781736	-0,3198	0,756418	-2,01841	1,51841	-0,12500	0,390868	-1,00920	0,75920
N.L.Canj	0,50000	0,781736	0,6396	0,538369	-1,26841	2,26841	0,25000	0,390868	-0,63420	1,13420
T.S.Canj	-7,75000	0,781736	-9,9138	0,000004	-9,51841	-5,98159	-3,87500	0,390868	-4,75920	-2,99080
N.Reg	-0,50000	0,781736	-0,6396	0,538369	-2,26841	1,26841	-0,25000	0,390868	-1,13420	0,63420
T.S.Fub	0,50000	0,781736	0,6396	0,538369	-1,26841	2,26841	0,25000	0,390868	-0,63420	1,13420

**Tabela9:** Estimativa dos efeitos para a resposta Cheiro/Sabor

Effect Estimates; Var.:Cheiro/Sabor; R-sqr=,98039; Adj:,96732 (Design2) 2**(6-2) design; MS Residual=,694444 DV: Cheiro/Sabor										
Factor	Effect	Std.Err.	t(9)	p	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt	Coeff.	Std.Err. Coeff.	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt
Me/Int	5,62500	0,208333	27,00000	0,000000	5,15372	6,096283	5,625000	0,208333	5,15372	6,096283
T.Deg	-1,25000	0,416667	-3,00000	0,014956	-2,19257	-0,307435	-0,625000	0,208333	-1,09628	-0,153717
T.Mac	8,75000	0,416667	21,00000	0,000000	7,80743	9,692565	4,375000	0,208333	3,90372	4,846283
N.L.Canj	0,00000	0,416667	0,00000	1,000000	-0,94257	0,942565	0,000000	0,208333	-0,47128	0,471283
T.S.Canj	0,00000	0,416667	0,00000	1,000000	-0,94257	0,942565	0,000000	0,208333	-0,47128	0,471283
N.Reg	0,00000	0,416667	0,00000	1,000000	-0,94257	0,942565	0,000000	0,208333	-0,47128	0,471283
T.S.Fub	0,00000	0,416667	0,00000	1,000000	-0,94257	0,942565	0,000000	0,208333	-0,47128	0,471283

**Tabela10:** Estimativa dos efeitos para a resposta coloração

Effect Estimates; Var.:Coloração; R-sqr=,73488; Adj:,55813 2**(6-2) design; MS Residual=8,1875 DV: Coloração										
Factor	Effect	Std.Err.	t(9)	p	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt	Coeff.	Std.Err. Coeff.	-95,% Cnf.Limt	+95,% Cnf.Limt
Me/Int	5,18750	0,715345	7,25174	0,000048	3,56928	6,80572	5,18750	0,715345	3,56928	6,80572
T.Deg	-6,62500	1,430690	4,63063	0,001236	-9,86145	-3,38855	-3,31250	0,715345	-4,93072	-1,69428
T.Mac	0,37500	1,430690	0,26211	0,799136	-2,86145	3,61145	0,18750	0,715345	-1,43072	1,80572
N.L.Canj	-1,87500	1,430690	1,31056	0,222463	-5,11145	1,36145	-0,93750	0,715345	-2,55572	0,68072
T.S.Canj	0,00000	1,430690	0,00000	1,000000	-3,23645	3,23645	0,000000	0,715345	-1,61822	1,61822
N.Reg	-1,87500	1,430690	1,31056	0,222463	-5,11145	1,36145	-0,93750	0,715345	-2,55572	0,68072
T.S.Fub	0,00000	1,430690	0,00000	1,000000	-3,23645	3,23645	0,000000	0,715345	-1,61822	1,61822

A avaliação das estimativas dos efeitos pode ser feita com base nos seguintes critérios:

**(a) Intervalo de confiança**

Um efeito é aceitável ao nível de significância alfa se o efeito pertencer ao intervalo  $(1-\alpha) \times 100\%$  com os seguintes limites:

LI=  $\hat{c}_j - ME$ , Limite inferior

LS=  $\hat{c}_j + ME$ , Limite Superior  $j=1, \dots, m$

**(b) Teste de hipóteses:**

Outro modo de avaliarmos os efeitos, é através do teste de hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \rho_1 = \dots = \rho_k = 0 \\ H_1: \rho_k \neq 0 \text{ para algum } j = 1, \dots, K \end{cases}$$

Para isto calcula-se a estatística de Lenth, dada por:

$$T_{L_j} = \frac{|\hat{c}_j|}{PSE} \sim t_{(d)}$$

Sendo PSE o pseudo erro padrão,  $d$  o número de contrastes dividido por 3 e  $t_{(d)}$  a distribuição t-Student com  $g$  graus de liberdade. Portanto, obtemos a seguinte regra de decisão para um nível de significância alfa:

- Se  $|T_{L_j}| > t_{(d;1-\alpha/2)}$  rejeitamos  $H_0$ , ou seja o efeito é significativo do ponto de vista estatístico.
- Se  $|T_{L_j}| \leq t_{(d;1-\alpha/2)}$  não rejeitamos  $H_0$ , ou seja o efeito não é significativo do ponto de vista estatístico.

**(c) Valor – P ou P-Value**

O valor-P, representa o menor nível de significância para o qual rejeitamos  $H_0$ . Logo, para o nível de significância = 0,05 adotado, rejeitamos  $H_0$  se o Valor-P obtido for menor que 0,05, enquanto não rejeitamos  $H_0$  se o valor-P for maior que 0,05. Para o teste t, o valor-P é calculado na forma:

$$\text{Valor-P} = 2 \times P(t_{(d)} > |T_{L_j}| | H_0)$$

Deste modo, rejeitamos  $H_0$  quando o valor-P for menor que o nível de significância  $\alpha$  proposto (usualmente 0,05), caso contrário (valor-P >  $\alpha$ ) não rejeitamos  $H_0$ .

Note-se que, para a resposta grossura (tabela 8) o tempo de secagem tem um valor-P igual a 0,000004, para a resposta cheiro/sabor (tabela 9) o tempo de degerminação e o tempo de maceração têm um Valor-P igual a 0,014956 e 0 respectivamente, já para a resposta coloração, o tempo de degerminação tem um valor-P igual 0,001236. Deste modo, com base no critério definido em **(c)**, pode-se então concluir que para a resposta grossura é importante o tempo de secagem da canjica, para a resposta cheiro/sabor é importante o tempo de maceração e tempo de degerminação e para a resposta coloração é importante o tempo de degerminação.

Assim, apresenta-se seguidamente, os modelos matemáticos ajustados para cada uma das respostas:

➤ Grossura

$$Y = -6.13 - 88x_1 - 0.13x_2 + 0.25x_3 - 3.88x_4 - 0.25x_5 + 0.25x_6 - 0.38x_1x_2 + 0.25x_1x_3 + 0.88x_1x_4 - 0.25x_1x_5 + 0.25x_1x_6 + 0.13x_2x_4 - 0.25x_2x_6 \quad (25)$$

➤ Cheiro/Sabor

$$Y = 5.63 - 0.63x_1 + 4.38x_2 + 0.63x_1x_2 \quad (26)$$

➤ Coloração

$$Y = 5.19 - 3.31x_1 + 0.19x_2 - 0.94x_3 - 0.94x_5 + 1.69x_1x_2 - 0.94x_1x_3 - 0.94x_1x_5 \quad (27)$$

Um método que pode ajudar a determinar quais efeitos são importantes, consiste em traçar o gráfico do efeito e das estimativas de interação num gráfico de probabilidade normal. Se de fato nenhum dos fatores afeta o resultado, então o efeito e a estimativa de interação formam uma amostra aleatória simples de uma população normal e devem ficar aproximadamente em linha reta.

As figuras 10, 11 e 12, representam os gráficos de probabilidade normal dos efeitos para a grossura, coloração e cheiro/sabor.

Figura 10: Gráfico de probabilidade normal para a grossura

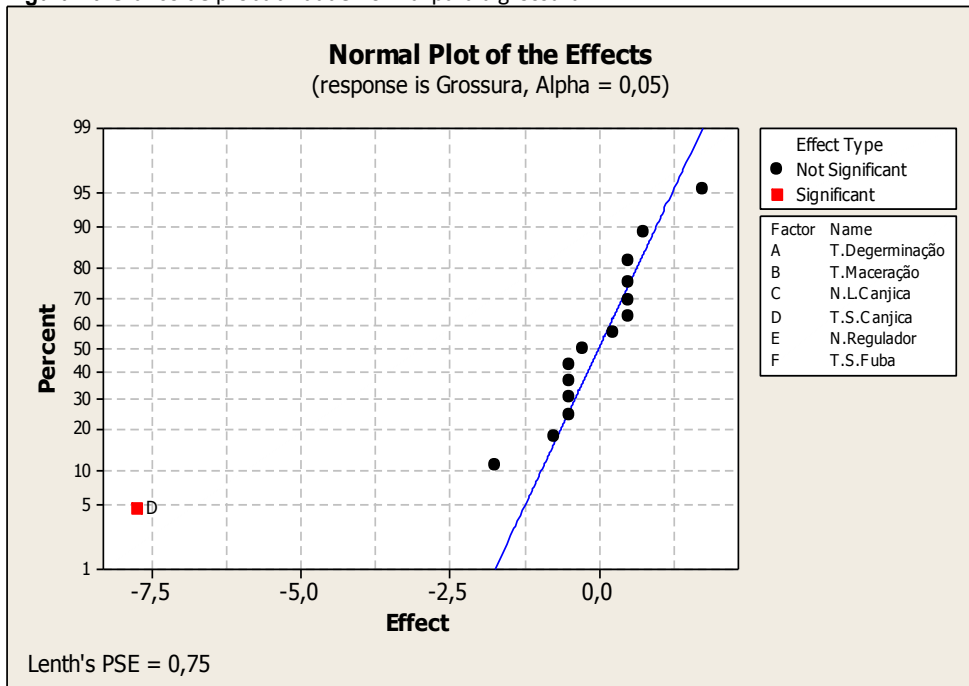


Figura11: Gráfico de probabilidade para a coloração

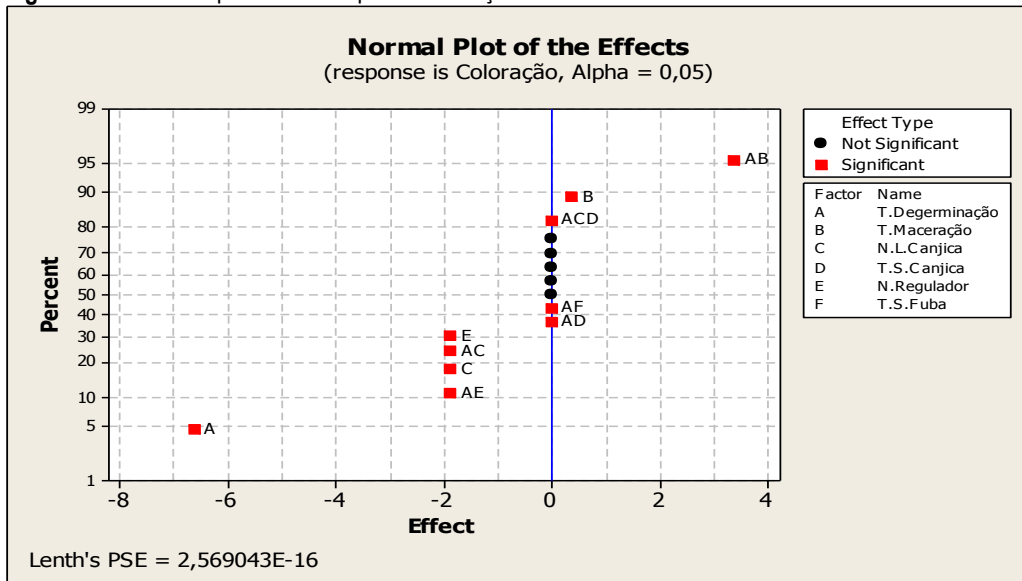
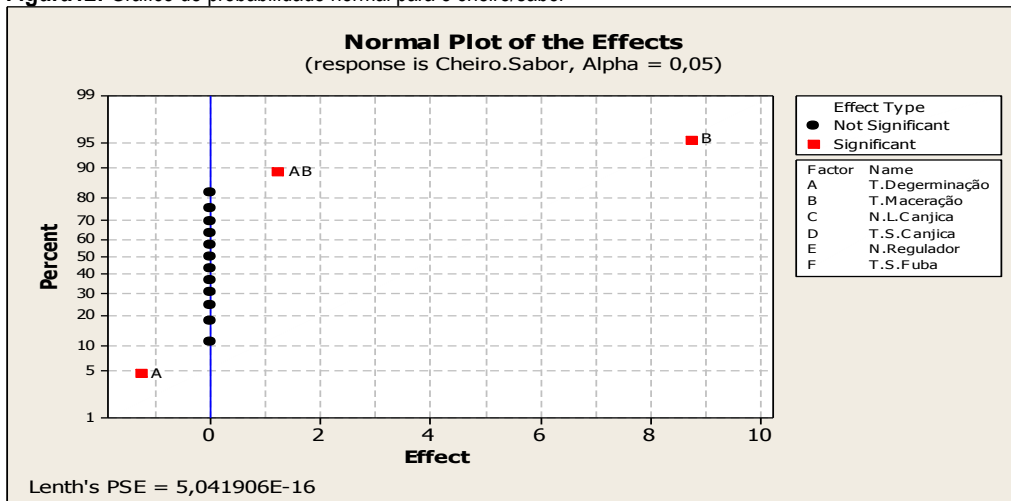


Figura12: Gráfico de probabilidade normal para o cheiro/sabor



Claramente pode-se ver que os efeitos significativos são os efeitos principais tempo de secagem da canjica, tempo de degerminação, tempo de maceração e o efeito de interação entre o tempo de degerminação e o tempo de maceração para as respostas grossura, coloração e cheiro/ sabor, uma vez que estes se encontram distantes da linha reta. Outros efeitos principais e de interação não parecem ser significativos, porque os mesmos não aparecem distantes da linha reta.

Os gráficos dos efeitos principais para a grossura, coloração e cheiro/sabor nas Figuras 13, 14 e 15, demonstram a variação média da grossura, coloração e cheiro/sabor em função da

mudança no nível baixo e alto de um fator, mantendo os outros fatores constantes. A análise deste gráfico é feita com base na variação que a mudança do nível proporciona na resposta. Desta forma, quanto maior a variação proporcionada na mesma, mais significativo é o fator em questão. Assim, os gráficos abaixo (Figura 13,14 e 15), confirmam que para as respostas grossura, coloração e cheiro/sabor, os fatores significativos são o tempo de secagem, o tempo de degerminação e o tempo de maceração respectivamente. Adicionalmente, é possível observar nas figuras 13,14 e 15, que os níveis mínimos, 60 minutos para o tempo de secagem da canjica e 0,25 minutos para o tempo de degerminação, produzem um valor maior para as respostas grossura e coloração respectivamente. Por outro lado, o fator tempo de maceração produz um maior valor no cheiro/sabor, estando em seu nível baixo (7200 minutos).

**Figura 13:** Gráficos de efeitos principais para a grossura

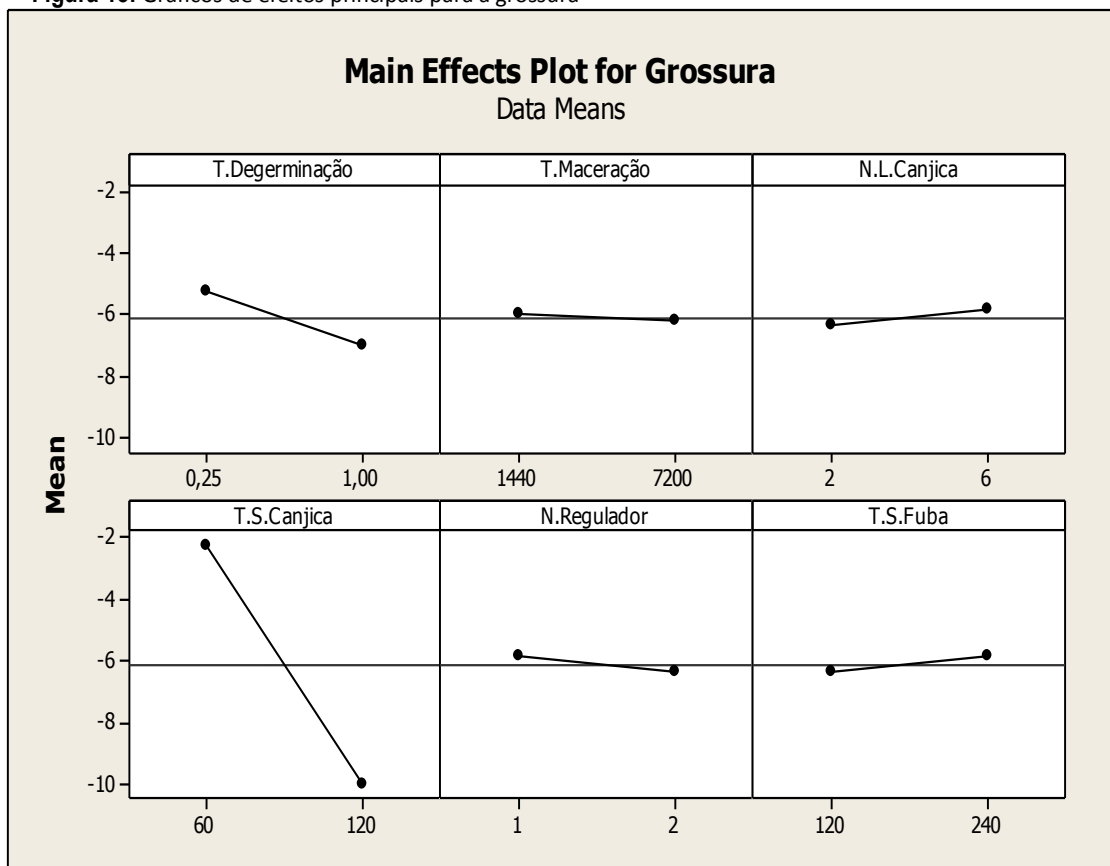


Figura 14: Gráficos de efeitos principais para a coloração

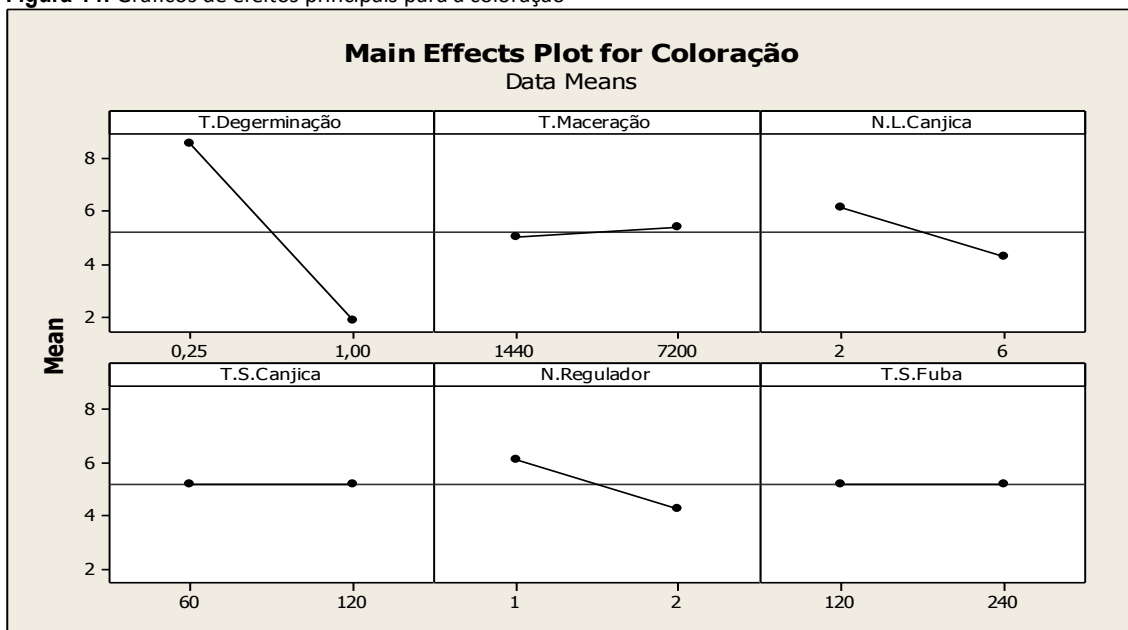
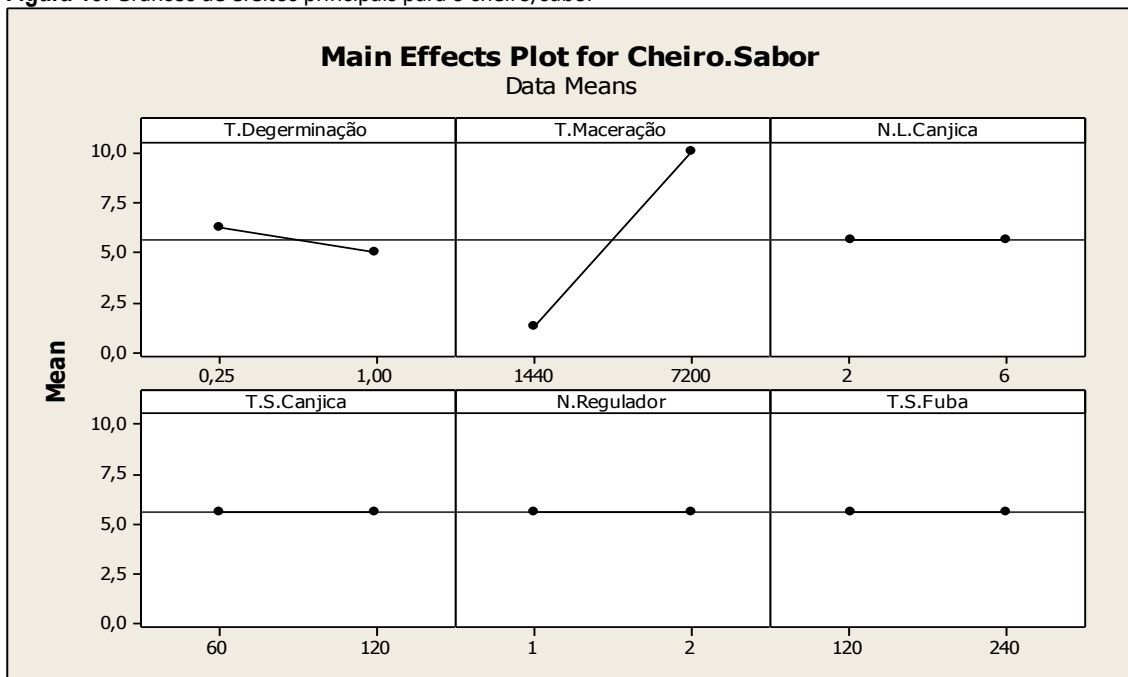


Figura 15: Gráficos de efeitos principais para o cheiro/sabor



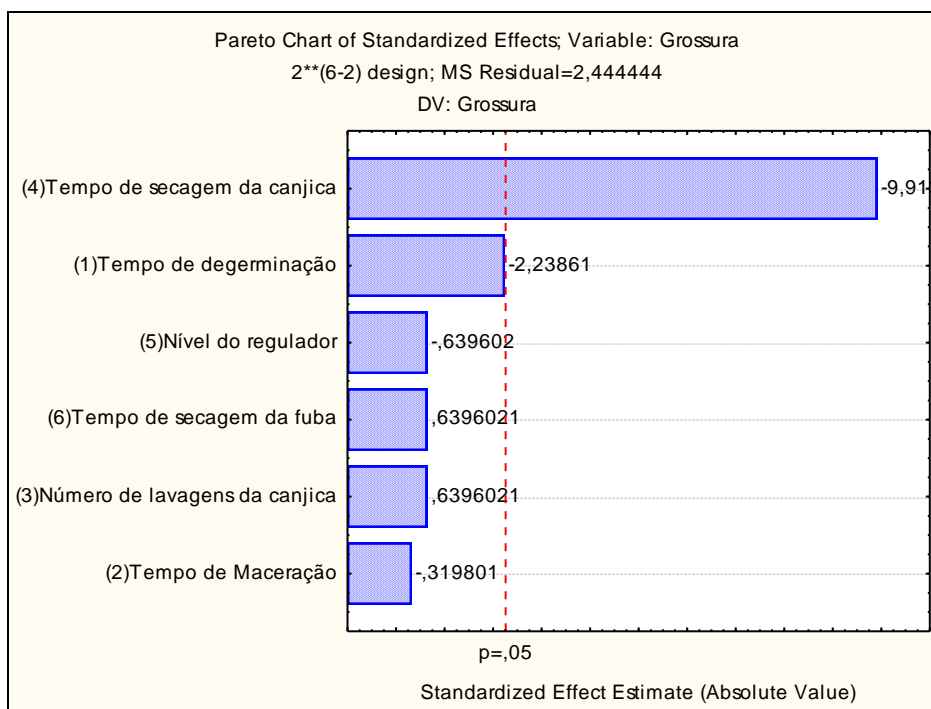
O Diagrama de Pareto é um gráfico de barras que ordena as frequências das ocorrências, da maior para a menor, permitindo a priorização dos problemas. A sua maior utilidade é a de permitir uma fácil visualização e identificação das causas ou problemas mais importantes, possibilitando a concentração de esforços sobre os mesmos.

Nas figuras 16, 17 e 18, apresentamos o diagrama de Pareto para as variáveis respostas, grossura, coloração e cheiro/sabor, onde estão representados, de forma rápida e clara os efeitos que são estatisticamente importantes.

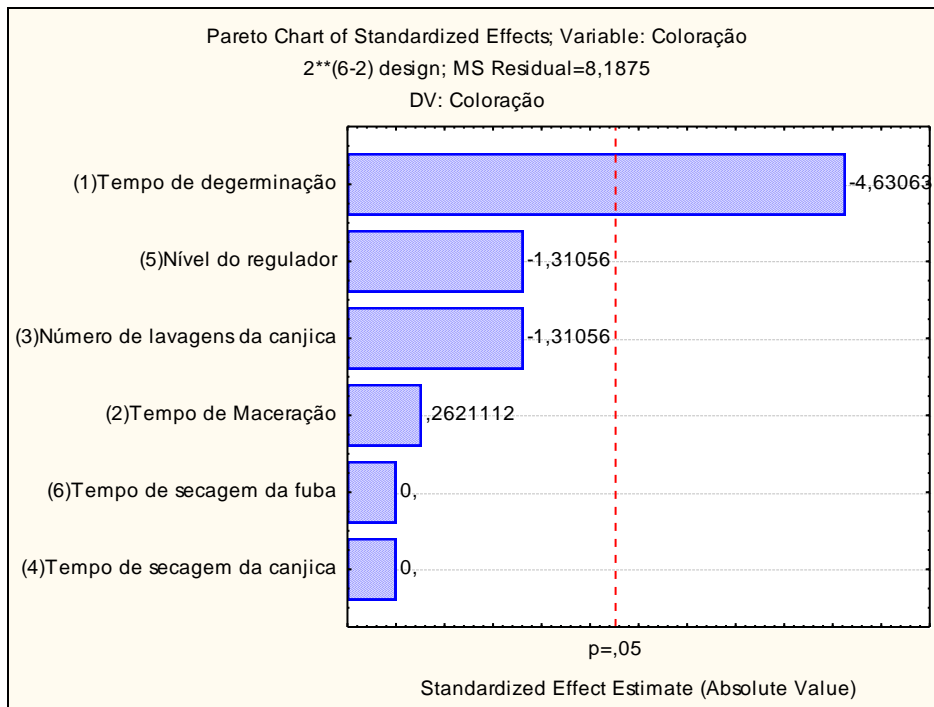
Os efeitos cujos retângulos estão à direita da linha divisória ( $p= 0.05$ ) devem ser considerados no modelo matemático. A Figura 16 mostra-nos também os valores da estatística de teste t, ao lado dos retângulos. Assim, pode ver-se que para a variável resposta grossura o efeito mais importante é o tempo de secagem da canjica (Figura 16).

Para a variável resposta coloração, sobressai o tempo de degerminação ( Figura 17). Para a variável resposta cheiro/ sabor, sobressai o tempo de degerminação, sendo o efeito mais importante é o tempo de maceração (figura 18).

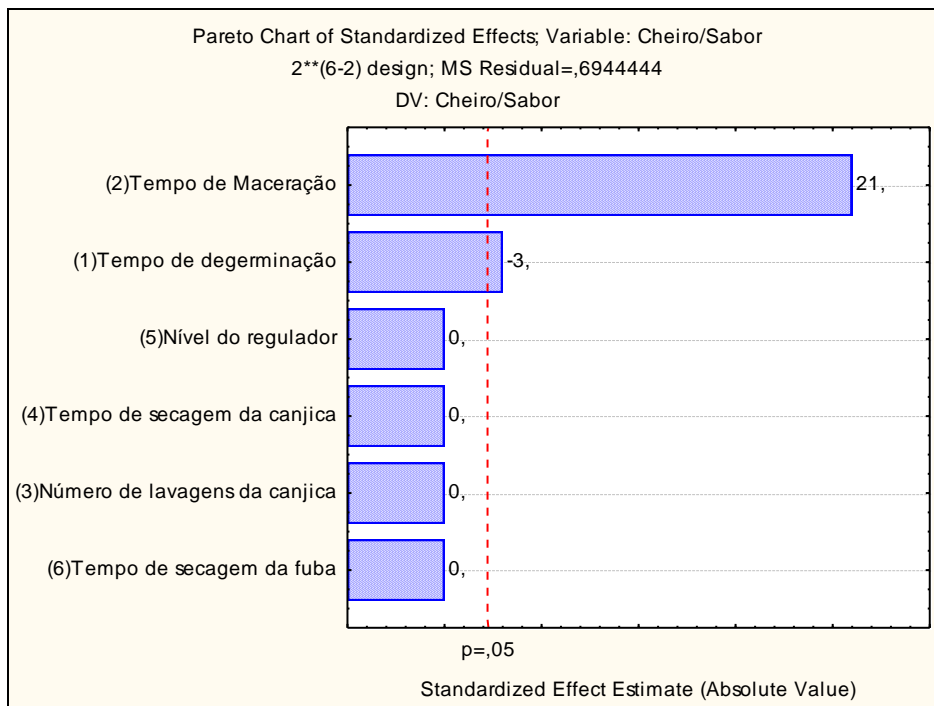
**Figura 16:** Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (DV: Grossura)



**Figura 17:** Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (DV: Coloração)



**Figura 18:** Gráfico de Pareto em função dos valores da estatística de teste t (DV: Cheiro/Sabor)



Com o objetivo de se verificar a variação dos resultados experimentais realizou-se a análise de variância (ANOVA) multifatorial (6 fatores), onde foi estudado o efeito dos seis (6) fatores simultaneamente com um nível de significância de 5%.

As estatísticas utilizadas para testar as hipóteses de existência ou não de fatores significativos têm distribuição F -Snedecor. Para cada um dos fatores, considera-se a hipótese nula de que não existem diferenças nos 2 níveis e para a hipótese alternativa considerou-se que existem diferenças nos dois níveis. Para o nível de significância  $\alpha$ , rejeita-se a hipótese nula para um dado fator, ou seja, existem diferenças significativas entre os 2 níveis desse fator, se o valor da estatística for superior ao quantil de probabilidade  $(1-\alpha)$  da distribuição F -Snedecor.

As Tabelas 11, 12 e 13 representam a análise de variância para as variáveis resposta coloração, cheiro/sabor e grossura respectivamente. Seguidamente apresenta-se a discussão dos resultados para cada uma das variáveis resposta.

Para a variável resposta coloração e com base no valor-P, pode-se ver que o tempo de degerminação é o único fator significativo com  $p=0.001236$

Para a variável resposta cheiro/sabor existem dois fatores significativos, o tempo de degerminação com  $p= 0.014956$  e o tempo de maceração com  $p=0.000000$ .

Para a variável resposta grossura, com base no valor-P pode-se ver que o tempo de secagem é o único fator significativo com  $p= 0,006696$ .

**Tabela11:** Análise de variância para a variável resposta coloração

ANOVA; Var.:Coloração; R-sqr=,73488; Adj:,55813 2**(6-2) design; MS Residual=8,1875 DV: Coloração					
Factor	SS	df	MS	F	p
(1)Tempo de degerminação	175,562	1	175,562	21,4427	0,001236
(2)Tempo de Maceração	0,5625	1	0,5625	0,06875	0,79913
(3)Número de lavagens da canjica	14,0625	1	14,0625	1,7175	0,22246
(4)Tempo de secagem da canjica	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,00000
(5)Nível do regulador	14,0625	1	14,0625	1,7175	0,22246
(6)Tempo de secagem da fuba	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,00000
Error	73,6875	9	8,1875		
Total SS	277,9375	15			

**Tabela 12:**Análise de variância para a variável resposta cheiro/sabor

ANOVA; Var.:Cheiro/Sabor;R-sqr=,98039; Adj:,96732 2**(6-2) design; MS Residual=,6944444 DV: Cheiro/Sabor					
Factor	SS	df	MS	F	p
(1)Tempo de degerminação	6,2500	1	6,2500	9,0000	0,014956
(2)Tempo de Maceração	306,2500	1	306,2500	441,0000	0,000000
(3)Número de lavagens da canjica	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,000000
(4)Tempo de secagem da canjica	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,000000
(5)Nível do regulador	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,000000
(6)Tempo de secagem da fuba	0,0000	1	0,0000	0,0000	1,000000
Error	6,2500	9	0,6944		
Total SS	318,7500	15			

**Tabela 13:**Análise de variância para a variável resposta grossura

ANOVA; Var.:Grossura; R-sqr=,9883; Adj:,91224 2**(6-2) design; MS Residual=1,625 DV: Grossura					
Factor	SS	df	MS	F	p
(1)Tempo de Degerminação	12,2500	1	12,2500	7,5385	0,110991
(2)Tempo de Maceração	0,2500	1	0,2500	0,1538	0,732731
(3)Número de Lavagens da Canjica	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
(4)Tempo de Secagem da Canjica	240,2500	1	240,2500	147,8461	0,006691
(5)Nível do Regulador	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
(6)Tempo de Secagem da Fuba	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
1 by 2	2,2500	1	2,2500	1,3846	0,360391
1 by 3	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
1 by 4	12,2500	1	12,2500	7,5385	0,110991
1 by 5	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
1 by 6	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
2 by 4	0,2500	1	0,2500	0,1538	0,732731
2 by 6	1,0000	1	1,0000	0,6154	0,514921
Error	3,2500	2	1,6250		
Total SS	277,7500	15			

Os resultados da análise de variância confirmam as estatísticas anteriores. Deste modo, conclui-se que, os fatores tempo de degerminação, tempo de maceração e o tempo de secagem da canjica, são os que influenciam significativamente a qualidade da fuba de milho.

Tendo sido rejeitada a hipótese nula, ou seja, confirmada a existência de fatores significativos (tempo de degerminação, tempo de maceração e o tempo de secagem da canjica), o passo seguinte consistirá em analisarmos as diferenças existentes entre estes fatores ou quais das médias são significativamente diferentes. Para o efeito, usaremos os métodos de comparação múltipla, especificamente o método de T (Tukey), visto que o método de Tukey é aplicado a estudos que envolvem amostras de igual dimensão (caso equilibrado), uma vez que conduz a intervalos de menor amplitude para as diferenças (Oliveira, 2004).

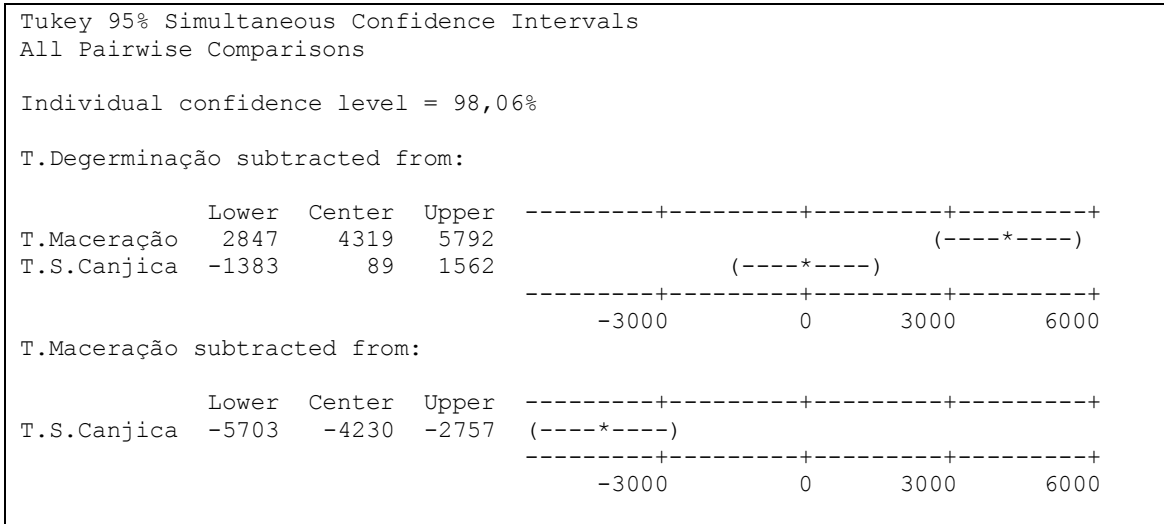
Com o método de Tuckey podem-se obter intervalos de confiança simultâneos para todas as diferenças como  $\tau_1 - \tau_{i'}$ , com  $i \neq i'$ . A probabilidade de todas as diferenças  $\tau_1 - \tau_{i'}$  satisfazerem simultaneamente o intervalo de confiança é de  $1-\alpha$ . Nas comparações múltiplas, diferenças superiores a  $q_{k,n-k,\alpha} \sqrt{\frac{SQE}{r(n-k)}}$  são significativas ao nível de significância  $\alpha$ .

Na Tabela 14, é apresentado o resultado do teste de comparação múltipla de Tuckey realizado do Software Minitab.

Nela pode-se ver que, a um nível de confiança de 95% os pares tempo de degerminação – tempo de maceração, tempo de maceração - tempo de secagem da canjica são os que têm

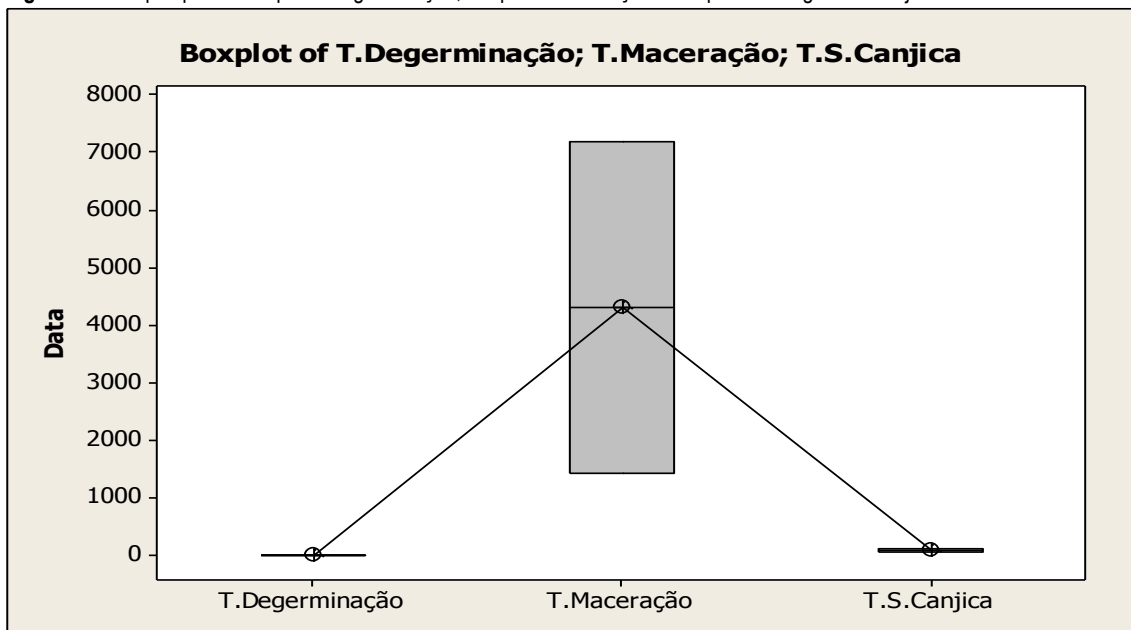
médias significativamente diferentes entre si, pois os seus intervalos de confiança não incluem o zero, sugerindo assim uma diferença significativa.

**Tabela 14:** Comparação múltipla por Tuckey para o tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica



Na figura 19, pode-se ver a taxa média do tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica, com 0.625, 4320 e 90 minutos respetivamente. Deste modo, pode-se concluir que o tempo de maceração é o que mais se diferencia dos outros fatores.

**Figura 19:** Boxplot para o tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica



### 3.9. Realização da experiência: Segunda Rodada

O objetivo da segunda rodada foi o determinar as condições ótimas do processo de produção da fuba de milho com base na metodologia de superfície de resposta. Para tal foram analisadas separadamente as variáveis respostas coloração cheiro/sabor e grossura. Havendo mais do que uma resposta, será importante encontrar o equilíbrio otimizando-as todas. Um segundo objetivo consiste em compreender as mudanças de resposta numa dada direção ajustando as variáveis do projeto.

#### 3.9.1. Matriz de Planeamento

Os níveis definidos para a realização da segunda rodada encontram-se na Tabela 15. Definiu-se nesta fase um nível intermédio entre o nível baixo e o nível alto, denominado ponto central, para estimar o erro experimental e para verificar se o polinómio de primeira ordem é adequado para ajustar a função resposta às condições ótimas do processo. Foram ainda definidos novos níveis (baixos e altos) para as variáveis tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica, na medida em que, de acordo com os resultados da experiência anterior, as variáveis em referência nos níveis anteriores contribuíram significativamente para o desenvolvimento do processo.

Tabela 15: Fatores de controlo e seus níveis

Fatores	Nível Baixo (-1)	Ponto Central	Nível Alto (+1)
Tempo de degerminação	0,5 minutos	0,75 minutos	1 minuto
Tempo de maceração	1440 minutos	2880 minutos	4320 minutos
Tempo de secagem da canjica	30 minutos	45 minutos	60 minutos

Seguidamente, definiu-se o planeamento fatorial  $2^3$  composto central como a técnica a ser utilizada para a condução da experiência. O planeamento composto central é uma técnica bastante utilizada para o ajustamento de modelos de superfície de resposta de segunda ordem, sendo o mesmo representado pela equação (28):

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^K \beta_i x_i + \sum_{i=1}^K \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (28)$$

O planejamento consiste de um fatorial completo  $2^k$  ou fatorial fracionado  $2^{k-p}$  com mais  $2k$  pontos axiais e  $n_c$  pontos centrais ( Box e Hunter, 1957, Apud Galdámez,2002). Os pontos axiais, são localizados em  $(\pm\alpha_1, 0,0, \dots,0)$ ,  $(0, \pm\alpha_1, 0, \dots,0)$ ,  $(0, 0, \pm\alpha_1, \dots,0)$ , ...,  $(0, 0, \pm\alpha_1, \dots, \pm\alpha_1)$ , sendo  $\alpha_1$  determinado pela equação (29)

$$\alpha_1 = (2^k)^{1/4} \quad (29)$$

Usaremos o ponto axial para garantir a rotatividade da experiência. De acordo com Box e Draper ( 1987) e Montgomery ( 2005), é possível estimar os coeficientes da superfície de resposta em todas as direções possíveis.

Com a utilização do software Minitab obteve-se a matriz experimental para o planejamento composto central (Tabela 16).

**Tabela 16:** Matriz do planejamento composto central ( $2^3$ )

	StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	T.Degerminação	T.Maceração	T.S.Canjica
1	2	1	1	1	1,00	1440	30
2	15	2	1	1	0,50	4320	60
3	4	3	1	1	1,00	4320	30
4	3	4	1	1	0,50	4320	30
5	1	5	1	1	0,50	1440	30
6	17	6	0	1	0,75	2880	45
7	12	7	1	1	1,00	4320	30
8	8	8	1	1	1,00	4320	60
9	7	9	1	1	0,50	4320	60
10	9	10	1	1	0,50	1440	30
11	6	11	1	1	1,00	1440	60
12	10	12	1	1	1,00	1440	30
13	13	13	1	1	0,50	1440	60
14	11	14	1	1	0,50	4320	30
15	16	15	1	1	1,00	4320	60
16	14	16	1	1	1,00	1440	60
17	5	17	1	1	0,50	1440	60

A condução das experiências será realizada com base no seguinte roteiro: Cálculo dos coeficientes do modelo de aproximação, análise estratégica do modelo (ANOVA), análise da superfície de resposta (gráfico de contorno bidimensionais e de superfície de resposta tridimensional) e ajustamento dos fatores.

### 3.9.2. Análise de resultados

Depois de realizadas as experiências nesta fase, foram encontradas as seguintes respostas para as variáveis grossura, coloração, cheiro/sabor (Tabela 17):

Tabela 17: Resultado da segunda experiência

	StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	T.Degerminação	T.Maceração	T.S.Canjica	Grossura	Coloração	Cheiro/Sabor
1	2	1	1	1	1,00	1440	30	0,5	0,5	0,5
2	15	2	1	1	0,50	4320	60	-0,5	0,5	1,0
3	4	3	1	1	1,00	4320	30	0,5	0,5	1,0
4	3	4	1	1	0,50	4320	30	-0,5	0,5	1,0
5	1	5	1	1	0,50	1440	30	-0,5	0,5	0,5
6	17	6	0	1	0,75	2880	45	0,0	0,0	0,0
7	12	7	1	1	1,00	4320	30	-0,5	0,5	1,0
8	8	8	1	1	1,00	4320	60	0,5	0,5	1,0
9	7	9	1	1	0,50	4320	60	-0,5	0,5	1,0
10	9	10	1	1	0,50	1440	30	0,5	0,5	0,5
11	6	11	1	1	1,00	1440	60	-1,0	0,5	0,5
12	10	12	1	1	1,00	1440	30	-0,5	0,5	0,5
13	13	13	1	1	0,50	1440	60	-1,0	0,5	0,5
14	11	14	1	1	0,50	4320	30	-0,5	0,5	1,0
15	16	15	1	1	1,00	4320	60	0,5	0,5	1,0
16	14	16	1	1	1,00	1440	60	-1,0	0,5	0,5
17	5	17	1	1	0,50	1440	60	-1,0	0,5	0,5

Com base na tabela 17, realizou-se a primeira análise do planeamento composto central. Recorreu-se ao software Minitab, para a referida análise. Os resultados do Minitab para as respostas grossura, coloração e cheiro/sabor, encontram-se nas tabelas 18, 19, 20 e 21.

Tabela 18: Análise do Minitab do planeamento composto central para a resposta grossura

<b>Response Surface Regression: Grossura versus T. Degerminação; T. Maceração;</b>						
...						
The analysis was done using coded units.						
<b>Estimated Regression Coefficients for Grossura</b>						
Term		Coef	SE Coef	T	P	
Constant		-0,000000	0,4167	-0,000	1,000	
T.Degerminação		0,187500	0,1042	1,800	0,105	
T.Maceração		0,187500	0,1042	1,800	0,105	
T.S.Canjica		-0,187500	0,1042	-1,800	0,105	
T.Degerminação*T.Degerminação		-0,312500	0,4295	-0,728	0,485	
T.Degerminação*T.Maceração		0,187500	0,1042	1,800	0,105	
T.Degerminação*T.S.Canjica		0,062500	0,1042	0,600	0,563	
T.Maceração*T.S.Canjica		0,312500	0,1042	3,000	0,015	
S = 0,416667 PRESS = 5,28386						
R-Sq = 71,74% R-Sq(pred) = 4,44% R-Sq(adj) = 49,76%						
<b>Analysis of Variance for Grossura</b>						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	7	3,96691	3,96691	0,56670	3,26	0,051
Linear	3	1,68750	1,68750	0,56250	3,24	0,075
Square	1	0,09191	0,09191	0,09191	0,53	0,485
Interaction	3	2,18750	2,18750	0,72917	4,20	0,041
Residual Error	9	1,56250	1,56250	0,17361		
Lack-of-Fit	1	0,06250	0,06250	0,06250	0,33	0,580
Pure Error	8	1,50000	1,50000	0,18750		
Total	16	5,52941				

**Unusual Observations for Grossura**

St	Obs	StdOrder	Grossura	Fit	SE Fit	Residual	Resid
	6	6	0,000	-0,000	0,417	0,000	* X

**X** denotes an observation whose X value gives it large leverage.

**Estimated Regression Coefficients for Grossura using data in uncoded units**

Term	Coef
Constant	0,375000
T.Degerminação	6,00000
T.Maceração	-9,11458E-04
T.S.Canjica	-0,0666667
T.Degerminação*T.Degerminação	-5,00000
T.Degerminação*T.Maceração	0,000520833
T.Degerminação*T.S.Canjica	0,0166667
T.Maceração*T.S.Canjica	1,44676E-05

O modelo de segunda ordem ajustado à resposta para a grossura é :

$$\hat{y}_1 = 0,1875x_1 + 0,1875x_2 - 0,1875x_3 - 0,3125x_1^2 + 0,1875x_1x_2 + 0,0625x_1x_3 + 0,3125x_2x_3 \quad (30)$$

Sendo  $x_1$  representativo do tempo de degerminação,  $x_2$  do tempo de maceração e  $x_3$  do tempo de secagem da canjica. Com base no valor obtido para o R-Sq(adj) sendo este 49,76%, pode-se concluir que o modelo não representa devidamente a variação da grossura, pois somente 49,76% da variação da grossura da fuba, é explicada pelo tempo de degerminação, tempo de maceração e pelo tempo de secagem da canjica. Ainda pela estatística do teste t na tabela 18, vemos que todos os termos do modelo não são estatisticamente significativos. Por esta razão decidiu-se modelar a resposta grossura por um modelo de primeira ordem com interação.

**Tabela 19:** Planejamento composto central para a resposta grossura (Modelo de 1º ordem com interação)

**Response Surface Regression: Grossura versus T. Degerminação; T. Maceração;**

...

The analysis was done using coded units.

**Estimated Regression Coefficients for Grossura**

Term	Coef	SE Coef	T	P
Constant	-0,29412	0,09865	-2,981	0,014
T.Degerminação	0,18750	0,10169	1,844	0,095
T.Maceração	0,18750	0,10169	1,844	0,095
T.S.Canjica	-0,18750	0,10169	-1,844	0,095
T.Degerminação*T.Maceração	0,18750	0,10169	1,844	0,095
T.Degerminação*T.S.Canjica	0,06250	0,10169	0,615	0,553
T.Maceração*T.S.Canjica	0,31250	0,10169	3,073	0,012

S = 0,406745    PRESS = 4,98887  
R-Sq = 70,08%    R-Sq(pred) = 9,78%    R-Sq(adj) = 52,13%

**Analysis of Variance for Grossura**

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	6	3,8750	3,8750	0,64583	3,90	0,028
Linear	3	1,6875	1,6875	0,56250	3,40	0,062
Interaction	3	2,1875	2,1875	0,72917	4,41	0,032
Residual Error	10	1,6544	1,6544	0,16544		
Lack-of-Fit	2	0,1544	0,1544	0,07721	0,41	0,676
Pure Error	8	1,5000	1,5000	0,18750		
Total	16	5,5294				

**Estimated Regression Coefficients for Grossura using data in uncoded units**

Term	Coef
Constant	2,89338
T.Degerminação	-1,50000
T.Maceração	-9,11458E-04
T.S.Canjica	-0,0666667
T.Degerminação*T.Maceração	0,000520833
T.Degerminação*T.S.Canjica	0,0166667
T.Maceração*T.S.Canjica	1,44676E-05

O modelo de primeira ordem com interação ajustado à grossura é :

$$\hat{y}_2 = -0.29412 + 0,1875x_1 + 0,1875x_2 - 0,1875x_3 + 0,1875x_1x_2 + 0,0625x_1x_3 + 0,3125x_2x_3 \quad (31)$$

Sendo  $x_1$  o tempo de degerminação,  $x_2$  o tempo de maceração e  $x_3$  o tempo de secagem da canjica.

Com base nos valores obtidos para R-Sq(adj) sendo igual a 52,13% , verifica-se que a equação foi melhorada quando comparada com o modelo apresentado na equação (30), representando melhor a variação da grossura em função dos fatores tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica.

Tabela 20: Análise do Minitab do planejamento composto central para a resposta coloração

<b>Response Surface Regression: Coloração versus T.Degerminaç; T.Maceração; ...</b>						
The analysis was done using coded units.						
<b>Estimated Regression Coefficients for Coloração</b>						
Term		Coef	SE Coef	T	P	
Constant		0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação		-0,000000	0,000000	*	*	
T.Maceração		-0,000000	0,000000	*	*	
T.S.Canjica		0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.Degerminação		0,500000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.Maceração		0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.S.Canjica		0,000000	0,000000	*	*	
T.Maceração*T.S.Canjica		-0,000000	0,000000	*	*	
S = 0	PRESS = 0,163399					
R-Sq = 100,00%	R-Sq(pred) = 30,56%	R-Sq(adj) = 100,00%				
<b>Analysis of Variance for Coloração</b>						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	7	0,235294	0,235294	0,033613		
Linear	3	0,000000	0,000000	0,000000	*	*
Square	1	0,235294	0,235294	0,235294	*	*
Interaction	3	0,000000	0,000000	0,000000	*	*
Residual Error	9	0,000000	0,000000	0,000000		
Lack-of-Fit	1	0,000000	0,000000	0,000000	*	*
Pure Error	8	0,000000	0,000000	0,000000		

Total	16	0,235294					
<b>Unusual Observations for Coloração</b>							
							St
Obs	StdOrder	Coloração	Fit	SE Fit	Residual	Resid	
6	6	0,000	0,000	0,000	-0,000	* X	
X denotes an observation whose X value gives it large leverage.							
Estimated Regression Coefficients for Coloração using data in uncoded units							
Term				Coef			
Constant				4,50000			
T.Degerminação				-12,0000			
T.Maceração				2,63289E-20			
T.S.Canjica				3,62144E-20			
T.Degerminação*T.Degerminação				8,00000			
T.Degerminação*T.Maceração				9,89414E-21			
T.Degerminação*T.S.Canjica				2,83167E-18			
T.Maceração*T.S.Canjica				-7,49988E-22			

O modelo de segunda ordem ajustado à resposta coloração é :

$$\hat{y}_1 = -0,5x_1^2 \quad (32)$$

Sendo  $x_1$  representativo do tempo de degerminação. Com base no valor obtido para R-Sq( adj) sendo este 100% ( tabela 20), pode-se concluir que o modelo representa devidamente a variação da coloração, pois 100% da variação da coloração da fuba, é explicada pelo tempo de degerminação, tempo de maceração e pelo tempo de secagem da canjica.

Ainda pela estatística do teste t na mesma tabela, pode-se ver que todos os termos do modelo são significativos, deste modo, decidiu-se usar o modelo quadrático para a coloração.

Tabela 21: Análise do Minitab do planeamento composto central para a resposta Cheiro/Sabor

<b>Response Surface Regression: Cheiro/Sabor versus T.Degerminação; T.Maceração; ...</b>						
The analysis was done using coded units.						
<b>Estimated Regression Coefficients for Cheiro/Sabor</b>						
Term		Coef	SE Coef	T	P	
Constant		0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação		0,000000	0,000000	*	*	
T.Maceração		0,250000	0,000000	*	*	
T.S.Canjica		0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.Degerminação		0,750000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.Maceração		-0,000000	0,000000	*	*	
T.Degerminação*T.S.Canjica		-0,000000	0,000000	*	*	
T.Maceração*T.S.Canjica		-0,000000	0,000000	*	*	
S = 0	PRESS = 0,382353					
R-Sq = 100,00%	R-Sq(pred) = 75,00%	R-Sq(adj) = 100,00%				
<b>Analysis of Variance for Cheiro/Sabor</b>						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Regression	7	1,52941	1,52941	0,218487		
Linear	3	1,00000	1,00000	0,333333	*	*
Square	1	0,52941	0,52941	0,529412	*	*

Interaction	3	0,00000	0,00000	0,000000	*	*
Residual Error	9	0,00000	0,00000	0,000000		
Lack-of-Fit	1	0,00000	0,00000	0,000000	*	*
Pure Error	8	0,00000	0,00000	0,000000		
Total	16	1,52941				

**Unusual Observations for Cheiro/Sabor**

Obs	StdOrder	Cheiro/Sabor	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
6	6	0,000	0,000	0,000	-0,000	* X

X denotes an observation whose X value gives it large leverage.

**Estimated Regression Coefficients for Cheiro/Sabor using data in uncoded units**

Term	Coef
Constant	6,25000
T.Degerminação	-18,0000
T.Maceração	0,000173611
T.S.Canjica	6,75660E-18
T.Degerminação*T.Degerminação	12,0000
T.Degerminação*T.Maceração	-1,08248E-20
T.Degerminação*T.S.Canjica	-1,54852E-18
T.Maceração*T.S.Canjica	-1,85961E-21

O modelo de segunda ordem ajustado à resposta cheiro/sabor é:

$$\hat{y}_1 = 0,25x_2 + 0,75x_1^2 \quad (33)$$

Sendo, como já vimos anteriormente,  $x_1$  representativo do tempo de degerminação e  $x_2$  do tempo de maceração. Com base no valor obtido para o R-Sq (adj) sendo este 100% (tabela 21), pode-se concluir que o modelo representa devidamente variação do cheiro/sabor da fuba, pois 100% da variação do cheiro/sabor da fuba, é explicada pelo tempo de degerminação, tempo de maceração e pelo tempo de secagem da canjica. Ainda pela estatística do teste t na mesma tabela, pode-se ver que todos os termos do modelo são significativos, deste modo, decidiu-se usar o modelo quadrático para o cheiro/sabor.

As figuras 20,21,22,23,24 e 25 representam as superfícies de resposta e os gráficos de contorno para as variáveis cheiro/sabor, coloração e grossura respetivamente, plotados pelo Minitab.

Figura : 20 Superfície de resposta da variável Cheiro/Sabor

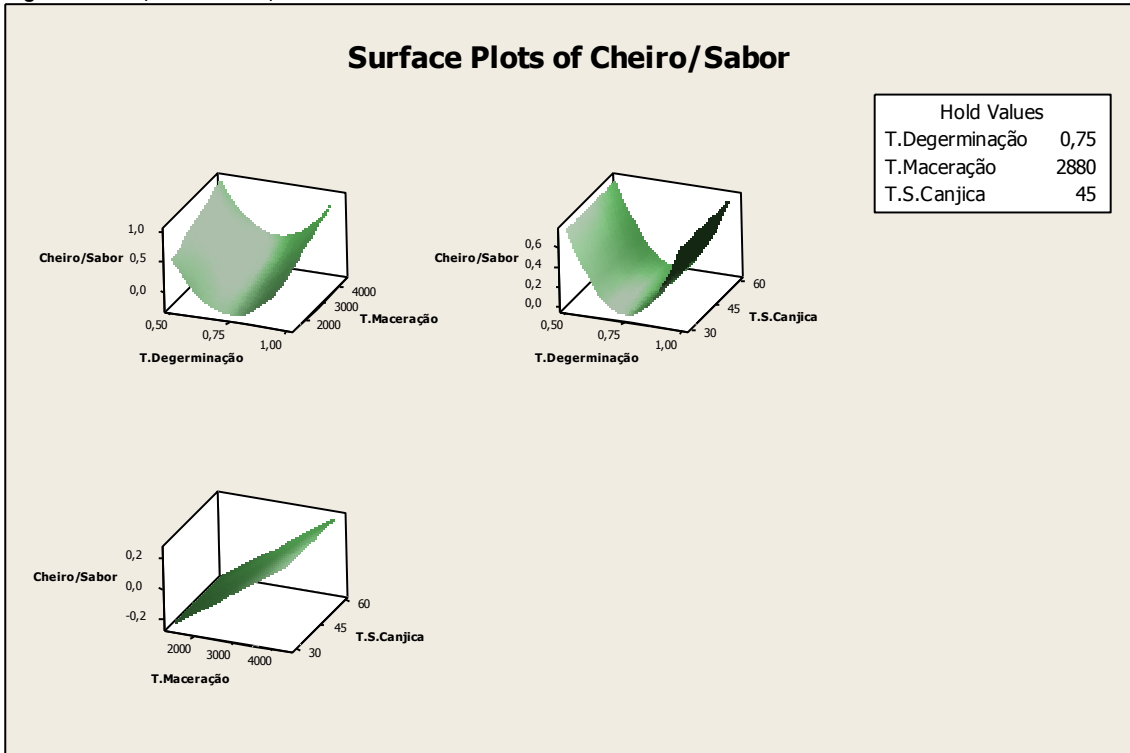


Figura 10 :Gráfico de contorno para a resposta Cheiro/Sabor

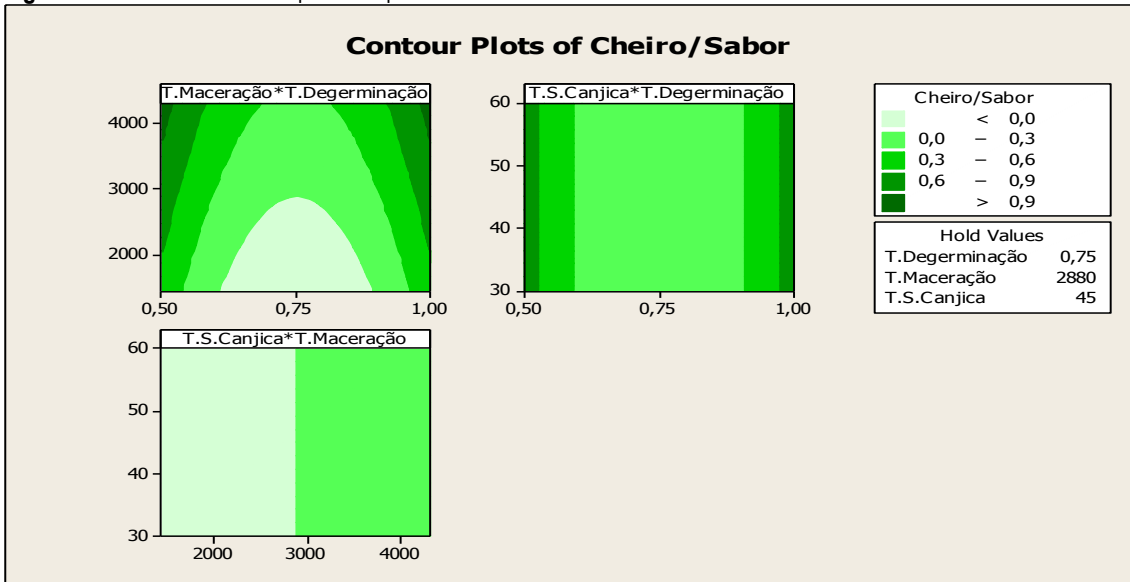


Figura22 :Superfície de resposta para a coloração

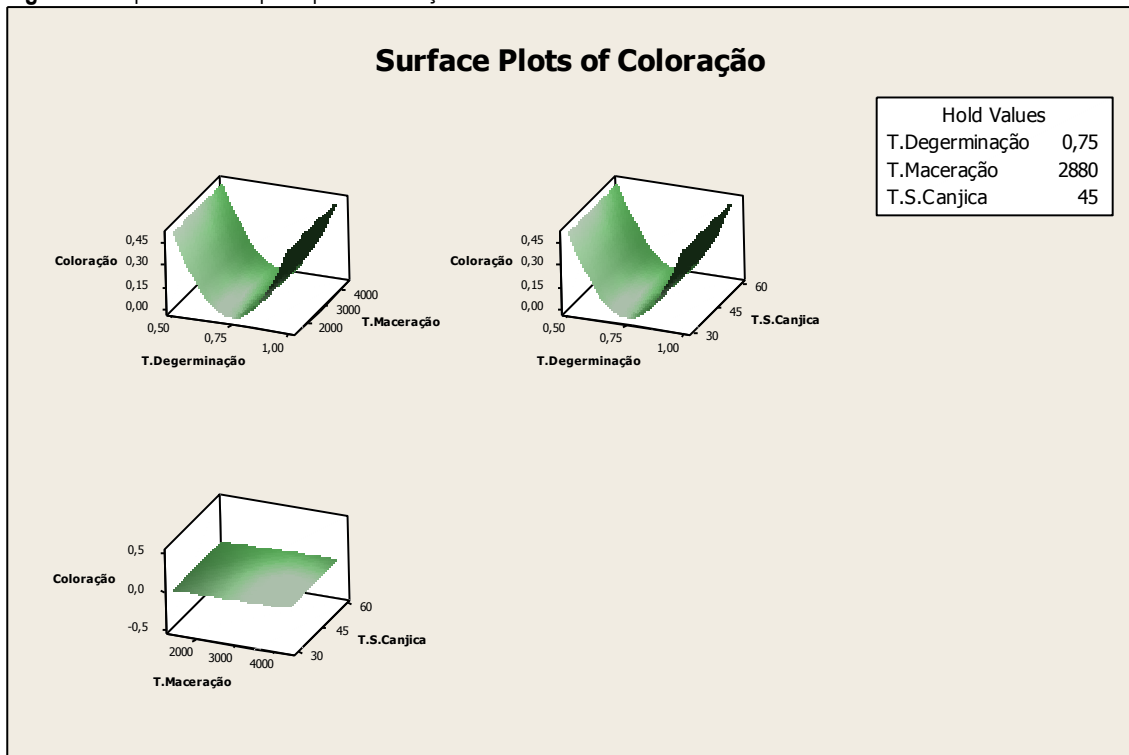


Figura23: Gráfico de contorno da coloração

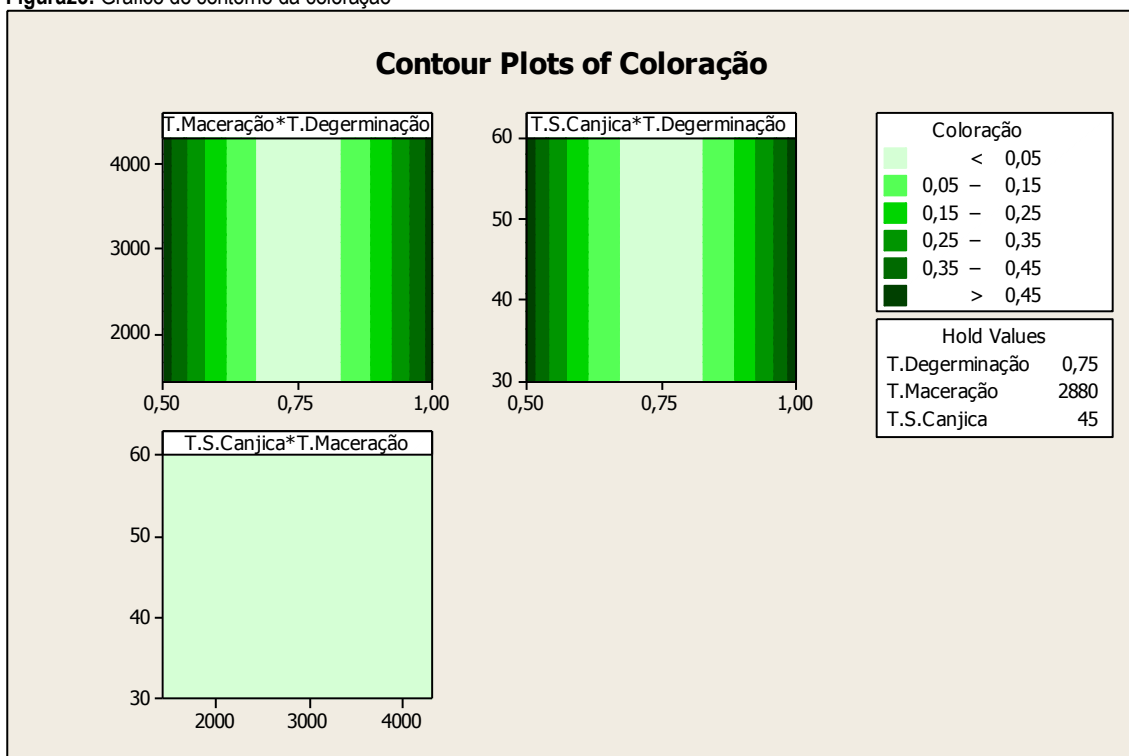


Figura24: Superfície de resposta para a grossura

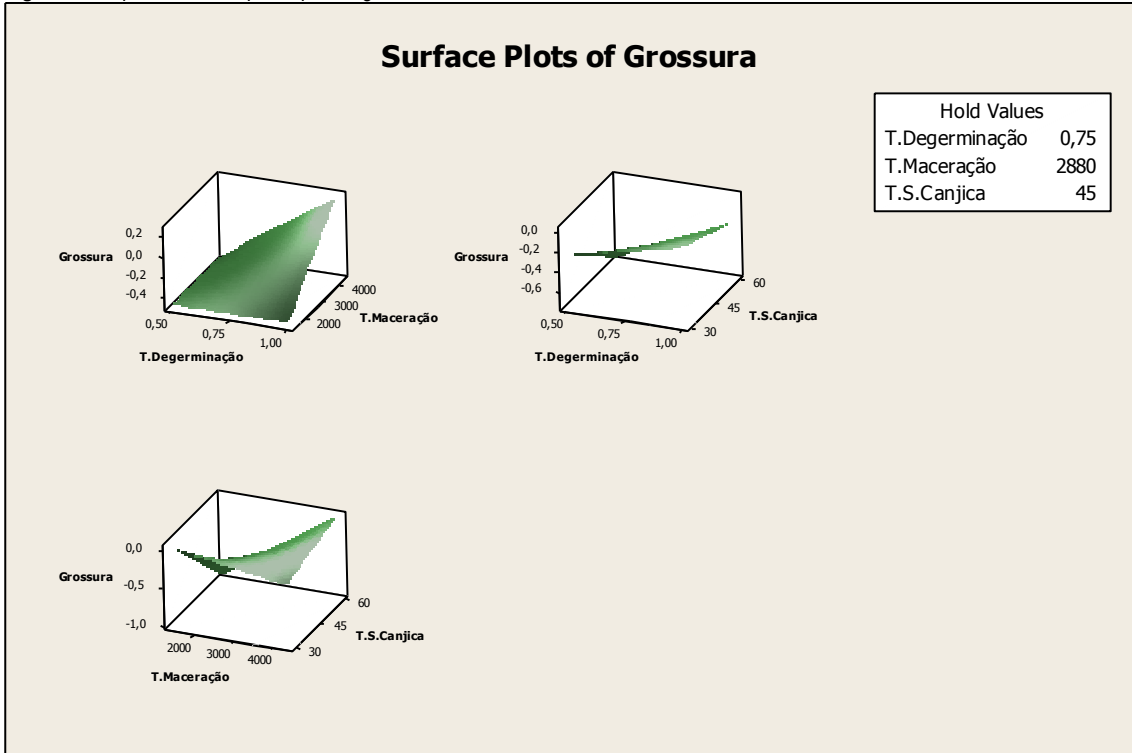
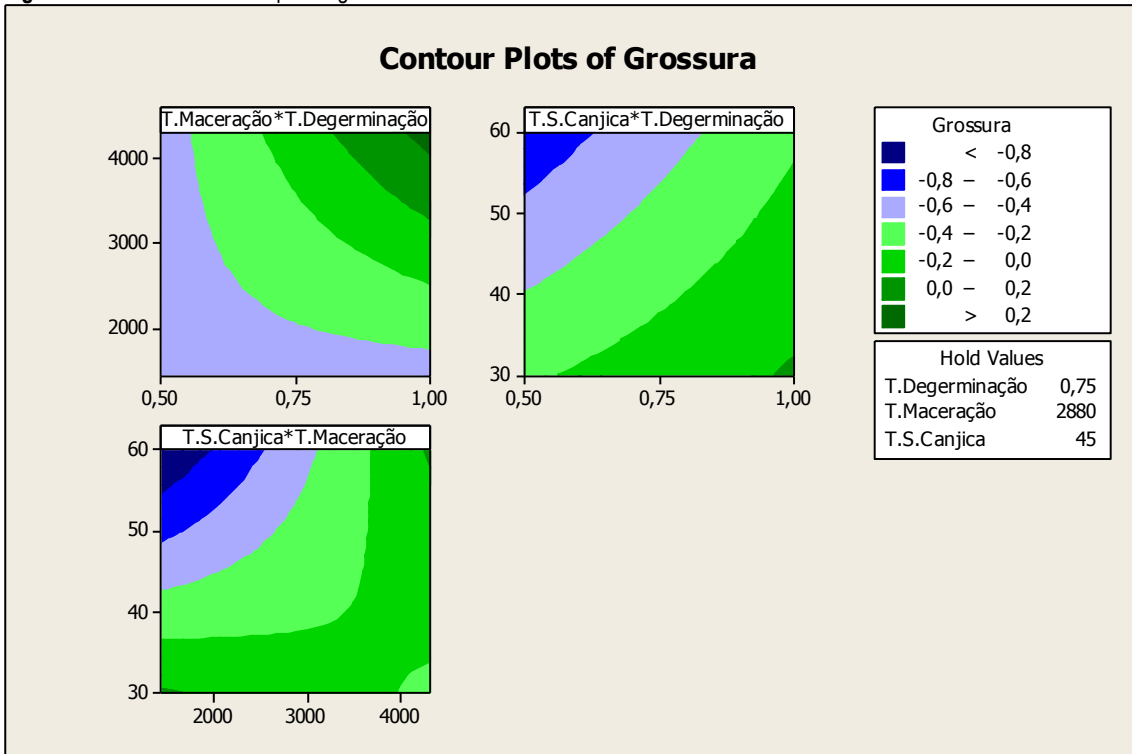


Figura25: Gráfico de contorno para a grossura



Através dos gráficos de superfície de resposta e de contornos acima, pode-se fazer a seguinte análise :

➤ **Variável resposta cheiro/sabor (ver Figuras 20 e 21)**

Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de maceração observa-se a tendência de aumento do valor do cheiro/sabor com o aumento do tempo de maceração até um valor de 4000 minutos enquanto o tempo de degerminação permanece constante a um valor próximo de 75 minutos. Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de secagem da canjica se verifica que mantendo o tempo de degerminação constante (próximo de 75 minutos), há uma diminuição do valor do cheiro/sabor com a redução do tempo de secagem até valores próximos de 45 minutos. Já para os gráficos com as variáveis tempo de maceração e tempo de secagem da canjica, verifica-se um aumento do valor do cheiro/sabor com o aumento do tempo de maceração até valores próximos a 4000 minutos e com a redução dos valores para o tempo secagem da canjica até valores próximo a 30 minutos.

➤ **Superfície de resposta coloração (ver Figuras 22 e 23)**

Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de maceração é evidente que, mantendo constante o tempo de degerminação (próximo de 0,75 minutos) e valores baixos para o tempo de maceração até 3000 minutos, são obtidos rendimentos mais otimizados. Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de secagem da canjica é evidente que, mantendo constantes o tempo de degerminação (próximo de 0,75 minutos) e valores baixos para o tempo de maceração até 45 minutos, são obtidos rendimentos mais otimizados.

Para os gráficos com as variáveis tempo de maceração e tempo de secagem da canjica é evidente que, valores altos para o tempo de maceração (próximos de 4000 minutos) e valores baixos para o tempo de secagem da canjica (até valores próximos de 45 minutos), são obtidos rendimentos mais otimizados.

➤ **Variável resposta grossura (ver Figuras 24 e 25)**

Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de maceração verifica-se que, valores altos para o tempo de degerminação (próximo de 1 minutos) e valores altos para o tempo de maceração próximos de 4000 minutos, são obtidos rendimentos mais

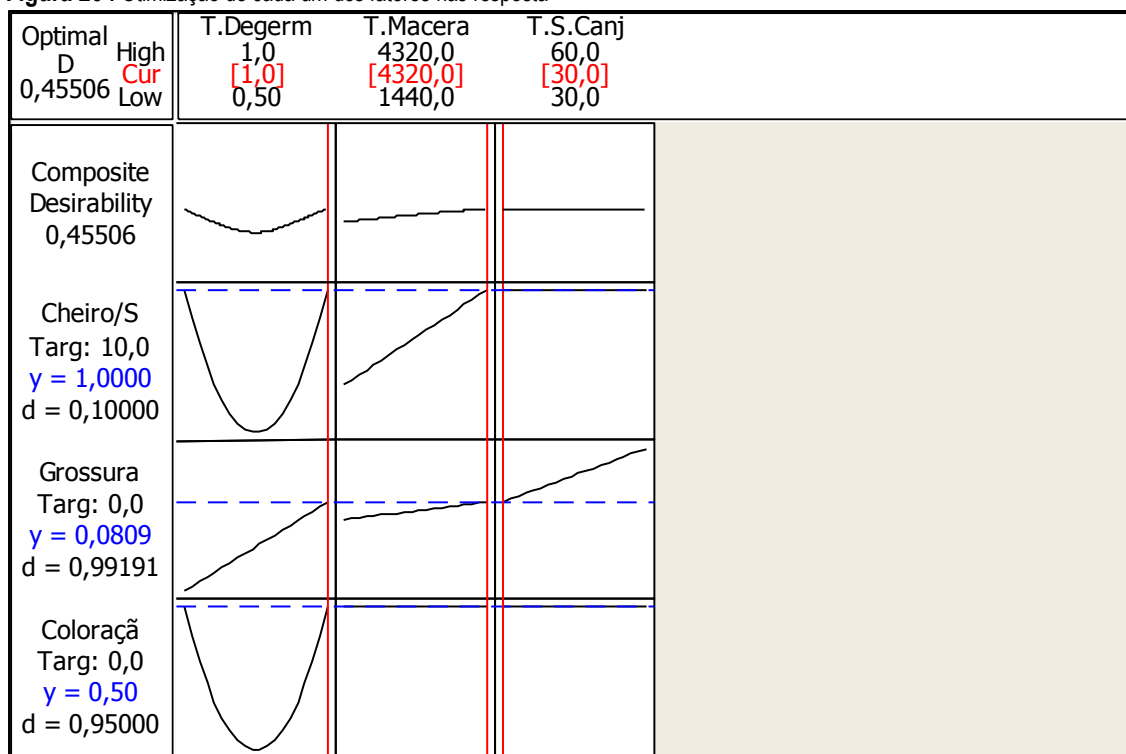
otimizados. Para os gráficos com as variáveis tempo de degerminação e tempo de secagem da canjica é evidente que, valores altos para o tempo de degerminação (próximos de 1 minutos) e valores baixos para o tempo de maceração até 30 minutos, são obtidos rendimentos mais otimizados. Para as variáveis tempo de maceração e tempo de secagem da canjica é evidente que, valores altos para o tempo de maceração (próximos de 4000 minutos) e valores baixos para o tempo de secagem da canjica (até valores próximos de 45 minutos), são obtidos rendimentos mais otimizados.

A experiência prévia indicou-nos os que fatores tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica são importantes para controlar a grossura, a coloração e o cheiro/sabor no processo de produção da fuba de milho, assim como a obtenção do modelo de regressão que mais se ajusta à superfície de resposta.

Após ajustar o modelo de regressão para a grossura, cheiro/sabor e coloração, interessa-nos determinar as condições ideais que irão produzir o melhor valor para as respostas. Para tal, utilizaremos a ferramenta de otimização “ função desejo” ou “desirability function” que no Minitab é denominada “ Response Optimizer” e utiliza um procedimento numérico (ver anexo B) que procura satisfazer conjuntamente as funções- objectivos de todas as respostas de interesse.

A Figura 26 mostra o gráfico da otimização de cada um dos fatores (tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica) nas respostas (cheiro/sabor, grossura e coloração). As linhas vermelhas verticais no gráfico representam as configurações dos fatores atuais. Os números exibidos no topo de uma coluna mostram as definições do nível fator atual (a vermelho). As linhas azuis horizontais e números representam as respostas para o nível do fator atual.

**Figura 26** : Otimização de cada um dos fatores nas resposta



Na Figura 26, observa-se que nas condições tempo de degerminação = 1 minuto, tempo de maceração= 4320 minutos e tempo de secagem da canjica = 30 minutos, o modelo prevê as seguintes respostas:

Cheiro/sabor = 1, grossura = 0,0809 e coloração = 0.5

Portanto, para obter um rendimento ótimo na produção da fuba de milho, os fatores devem ser definidos em função da solução global mostrada, ou seja, o tempo de degerminação deve ser fixado em 1 minuto, o tempo de maceração deve ser fixado em 4320 minutos e o tempo de secagem da canjica de ser fixado em 30 minutos.

### 3.9.3. Considerações finais das experiências

Neste capítulo foram realizadas duas rodadas experimentais. Na primeira rodada foram considerados seis fatores (tempo de degerminação, tempo de maceração, número de lavagem da canjica, tempo de secagem da canjica, nível do regulador e tempo de secagem da fuba). Destes somente três (tempo de degerminação, tempo de maceração e tempo de secagem da canjica) se revelaram importantes no processo de produção da fuba de milho, na medida em que somente estes influenciaram significativamente as respostas do processo. Tendo sido identificados tais fatores foi possível a utilização da metodologia de superfície de resposta para modelar a variação da função resposta. A análise estatística dos resultados experimentais com

auxílio da ferramenta de otimização do Minitab, permitiu determinar as condições ótimas do processo.

Assim, recomenda-se ao fabricante o seguinte procedimento:

1. **Transporte:** Transportar o milho bem acondicionado até à moagem, por meio de camiões;
2. **Receção e pesagem do milho:** Depois de analisar e pesar, encaminhar para a área de armazenamento;
3. **Depósito:** Armazenar o milho em sacos e colocá-los sobre paletes, em local arejado, fresco e ventilado, livre de roedores e de insetos.
4. **Pré- Limpeza:** Remover materiais estranhos do milho, com auxílio de peneiras.
5. **Degerminação:** Colocar o milho em reservatórios (contendo água à temperatura natural) com o objetivo de o amolecer. Seguidamente drenar a água do reservatório, e posteriormente colocar o milho na degerminadeira, onde o milho será triturado durante **1 minuto**. Depois o produto (mistura de canjica, germe e pericarpo) deve ser levado para a área de separação efetiva da canjica, germe e pericarpo “*desfarelamento*”.
6. **Maceração:** Depois do “*desfarelamento*”, a canjica deverá ser posta num reservatório com água à temperatura natural, onde será mantida durante **4320 minutos (três dias)**. Terminado este período, a água do reservatório será drenada para que a canjica seja devidamente lavada. O processo de lavagem resultará na total degerminação, descascamento e limpeza da canjica.
7. **Ensecamento da canjica:** Depois de drenar a água do reservatório, deve-se por a canjica a secar. Não existindo uma secadora na empresa, o processo de secagem da canjica será feito naturalmente, ou seja, através da radiação solar. Desta forma a canjica será espalhada uniformemente em lona plástica, com uma camada de mais ou menos 0,5 cm sob a radiação solar, numa vasta área protegida de poeiras. O processo deve demorar 30 minutos.
8. **Moagem:** Depois de seco, o milho deve ser encaminhado para a moagem onde, através da trituradora, será transformado em fuba. Nesta fase, o operador observará dois processos:
  - (a) Caso a canjica não esteja totalmente seca, o operador colocará o regulador no seu nível baixo (1 centímetro);

- (b) Caso a canjica esteja totalmente seca, o operador colocará o regulador no seu nível alto (2 cm).
- 9. Ensecamento da Fuba:** Depois da moagem, a fuba, deve ser colocada no processo de secagem onde é exposta à radiação solar num período entre 120 e 240 minutos. Por inexistência de uma secadora, o processo de secagem da fuba será feito de forma natural. Assim, a fuba será espalhada uniformemente em lona plástica com uma camada inferior a 0.25 cm, numa vasta área protegida de poeiras. De seguida, a fuba será posta na peneira para separá-la de algumas impurezas.
- 10. Empacotamento:** Nesta fase o produto acabado será posto em sacas, para ser comercializado.

## 4. Conclusões

A presente investigação teve como objetivo geral, estudar e aplicar as técnicas de planeamento e análise de experiências na caracterização de um processo industrial visando a otimização do mesmo. Neste contexto, foram realizadas experiências com as técnicas de planeamento fatorial fraccionado  $2^{k-p}$ , análise de variância e metodologia de superfície de resposta na otimização da produção da fuba de milho.

Neste estudo foi possível identificar os fatores (controláveis) que afetam a ocorrência de defeitos na produção da fuba de milho e determinar os melhores valores de ajustamento dos fatores para minimizar os problemas de produção;

As experiências realizadas mostraram que dos seis fatores considerados inicialmente somente três (tempo de degerminação, tempo de maceração e o tempo de secagem da canjica) se revelaram como potenciais responsáveis pela ocorrência de defeitos no processo de produção da fuba de milho. Com auxílio da ferramenta de otimização do Minitab, foram determinados os níveis ótimos destes fatores, sendo que, o tempo de degerminação foi fixado em 1 minuto, o tempo de maceração em 4320 minutos e o tempo de secagem da canjica em 30 minutos.

Com base na técnica de comparação múltipla de Tuckey, conclui-se que, a um nível de confiança de 95% os pares de fatores que se diferenciam entre si significativamente são o par “tempo de degerminação – tempo de maceração” e o par “tempo de maceração - tempo de secagem” da canjica. Por outro lado, o tempo maceração é o que mais se diferencia dos outros fatores (tempo de degerminação e tempo de secagem da canjica) com uma taxa média de 4320 minutos.

Os softwares estatísticos, Statistica e o Minitab revelam-se como uma preciosa ferramenta de análise estatística na medida em que através deles foi possível proceder à leitura dos dados, geração de gráficos e tabelas, realizar a análise dos resultados, otimizar o tempo que seria gasto na realização das análises, facilitando os cálculos e permitindo obter resultados mais precisos e confiáveis.

O estudo demonstrou claramente a eficiência das técnicas de planeamento e análise de experiências na resolução de problemas críticos de produtos ou processos de produção, na medida em que a utilização destas experiências poderá conduzir à redução de defeitos na produção e conseqüentemente à otimização do processo.

A empresa estudada não possui tecnologia de produção avançada, pelo que, pensamos ser uma das causas da existência de mais defeitos na produção da fuba, o controlo de alguns fatores, como é o caso do tempo de secagem da canjica e o tempo de secagem da fuba que depende exclusivamente da radiação solar, o que de certa forma complica a manipulação dos mesmos.

O estudo permitiu ao investigador propor para a empresa um procedimento de fabrico melhorado.

## 5. Recomendações

A natureza pouco tecnológica da indústria de produção da fuba de milho, em Angola, dificultou de grande forma a condução das experiências sendo que em alguns casos, o investigador teve que usar elementos naturais para dar seguimento às mesmas. Deste modo, sugere-se que se faça futuramente uma réplica do presente estudo num contexto tecnológico desenvolvido, onde o investigador possa controlar os fatores sem grandes dificuldades.

No presente estudo fez-se uso das técnicas de planeamento e análise de experiência com o objetivo de caracterizar e otimizar o processo de produção da fuba de milho, sendo que estas técnicas também podem ser usadas para o desenvolvimento de novos processos. Pretende-se futuramente enveredar por novas pesquisas ligadas ao desenvolvimento de produtos e processos no âmbito da indústria em Angola, bem como desenvolver e aplicar metodologias de Controlo Estatístico da Qualidade, ainda muito pouco usadas neste contexto espacial.

Por outro lado, pretende-se dinamizar a realização de um curso de formação de forma a capacitar os funcionários da fábrica com competências e conhecimento de ferramentas e das técnicas básicas de planeamento de experiências. Recomenda-se que futuramente os responsáveis da empresa invistam na área de produção, com afetação de pelo menos um técnico da área de controlo de qualidade que tenha conhecimento e seja capaz de aplicar as respetivas técnicas. Qualidade e Competitividade são palavras de ordem no contexto atual: é de todo conveniente manter um nível de exigência de qualidade elevado por forma a conseguir fazer face à concorrência de mercado.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Agresti, A., Finlay, B. (2009). "Statistical Methods for the Social Sciences". 4th edition. Pearson Prentice Hall.
2. Alessi, M.O., Raupp, D.S., Gardingo, J. R. (2003). "Caracterização do processamento da Farinha de milho Biju para o aproveitamento dos subprodutos. Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 9 páginas.
3. Aranda, M.H. et al. (2008). "Aplicação do projeto de experimentos para otimização de uma inovação tecnológica". Revista Gestão Industrial, Paraná.
4. Arlindo, P. (2004). "Mudança nos padrões alimentares de consumo da zona sul: Que opções alimentares para as camadas mais pobres?". Flash, Maputo.
5. Barbeto, P.A. et al (2009). "Estatística aplicada para cursos de engenharia e informática". 2ª edição. Editora Atlas S.A, 409 páginas, São Paulo.
6. Barros N. B.; Scarminio, I.S.; Bruns, R.E (2007). "Como fazer experimentos: pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria". 3.ed. Campinas, Unicamp, 2007.
7. Barros Neto, B.; Scarminio, I.S.; Bruns, R.E. (1996). "Planejamento e otimização de experimentos". 2. ed., UNICAMP, São Paulo.
8. Box, G. E. P., Hunter, J. S., Hunter H.G. (1978) - Statistics for experimenters, New York: John Wiley.
9. Calcutt, R., Boddy (1983). "Statistics for Analytical Chemists". Chapman & Hall, London.
10. Calado, V., Montgomery, D., (2003). "Planejamento de Experimentos Usando o Statistica". 1ª edição. E- Papers Serviços Editoriais, Rio de Janeiro.
11. Colombari, R. R. (2004). "Aplicação de delineamento de experimentos para o processo de solda à projeção". Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, 104 páginas.
12. Cochran, W. G., Cox, G. M. (1957). "Experimental Designs". 2º ed. Wiley.
13. Cox, D. R. (1958). "Planning of Experiments". Wiley.
14. Duarte, A. P. S, Manolo Horta Barbosa Orellana, Renato Prates de Oliveira. Campos, Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte - MG, 30123-970, Brasil).
15. Draper, N.R., Smith, H. (1989). "Applied Regression Analysis". 3ªed. Wiley, New York.

16. Drumond, F. B., Werkema, M.C.C. , Aguiar, S. (1996). "Análise de Variância: Comparação de Várias Situações". Belo Horizonte, MG: FCO, EEUFMG.
17. Filho, R. G. de A. (2006). "Planejamento fatoriais fracionados para análise de sensibilidade de modelos de simulação de eventos discretos". Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, 135 páginas.
18. Federer, W. T. (1970). "Experimental Design. Theory and Application". Oxford e IBH Publishing Co.
19. Galdámez, E. V. C.(2002). "Aplicação do planejamento de experimentos na melhoria da qualidade de um processo de fabricação de produtos plástico". São Paulo: Universidade de São Paulo, 117 páginas.
20. Guerreiro, L. (2006). "Farinhas não tradicionais". 1ª Edição. Rede tecnológica do Rio de Janeiro, 21 páginas, Rio de Janeiro.
21. Indi." Farinha de milho e fuba. Perfis Industriais". Minas Gerais, 7 páginas.
22. John , P. W. M.(1971). "Statistical Design and Analysis of Experiments". Wiley.
23. MINITAB® (2011) – Software para aprimoramento de qualidade [online]. Estados Unidos. Disponível na internet: < <http://www.minitab.com/pt-BR/default.aspx>>. Acesso em: 12 Novembro. 2011.
24. Myers, R. H., Montgomery, D. C."(1955). Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments". 2nd ed. John Wiley, Professional. (Wiley Series in Probability and Statistics), New York.
25. Myers, R. H.; Montgomery, D. C.; Anderson-Cook, C. M.(2009). "Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments". 3rd Ed. Wiley, New York.
26. Monteiro, S. (2007). "Planos Fatoriais Fraccionados de Base Dois". FCT-Universidade Nova de Lisboa, 133 páginas.
27. Montgomery, D. C. (2012). "Introdução ao controle estatístico da qualidade". 4ª Edição. LTC, 510 páginas, Rio de Janeiro.
28. Montgomery, D. C. (2009). "Design and Analysis of Experiments". 7th Edition: John Wiley & Sons. 657 paginas. New York.
29. Montgomery, D. C, Runger G. C (2012). "Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros". 5ª Edição. LTC, 518 páginas, Rio de Janeiro.
30. Oliveira, T.P.C. A. (2004). "Estatística aplicada". 1ª Edição. Universidade Aberta, 341 páginas, Lisboa.

31. Pestana, D.D., Velosa, S. F. (2010). "Introdução a probabilidade e a estatística" Volume I. 4ª Edição. da Fundação Calouste Gulbenkian, 1159 páginas, Lisboa.
32. Piersor, D. (1966). "Fabricação de farinha de milho". 1ª edição. p.174-177, Rio de Janeiro. Disponível em < [www.jangadabrasil.com.br/revista/janeiro74/cp74001c.asp](http://www.jangadabrasil.com.br/revista/janeiro74/cp74001c.asp)>. Acesso em: 29 de Junho de 2013.
33. Sampieri, R. H., Collado, C. F., Lúcio, P. B. (2006). "Metodologia de Pesquisa". 3ª edição. McGraw-Hill, 569 páginas, São Paulo.
34. StatSoft Company History. Disponível em: <<http://www.statsoft.com/company/history/>>. Acessado em 19 de Novembro de 2015.
35. Vieira, S. (1999). "Estatística experimental". 2 ed. Atlas. São Paulo.
36. Vieira, S., Hoffmann, R. (1989). "Estatística Experimental". Editora Atlas. 179p. São Paulo.
37. Walpole, R. E. et al. (2009). "Probabilidade e estatística para engenharia e ciências". 8ª Edição. Pearson Prentice Hall, 488 páginas, São Paulo.
38. Usaid (2011). "Milho: Uma cultura de boa nutrição e de muita energia". 1ª edição, Maputo: USAID do povo americano, 20 páginas.

## **Anexos**

## **Anexo A - Carta de Apresentação**



### **UNIVERSIDADE ABERTA**

Departamento de Ciência e Tecnologia, Secção de Matemática.

Lubango, 13 de Janeiro de 2014

Prezado Senhor:

Este primeiro contacto tem por objetivo propor o desenvolvimento de um trabalho de parceria entre o Departamento de Ciências e Tecnologia da Secção de Matemática, da Universidade Aberta e sua empresa.

O trabalho refere-se à aplicação de conceitos e técnicas de planeamento e análise de experimentos para a melhoria da qualidade de produto e processo.

A abordagem tradicional para realizar experimento de engenharia concentra-se na resolução de problemas e análise de falhas, usualmente tentando isolar e estudar uma causa de cada vez, na base da tentativa do erro. Isto acarreta alto custo, consome muito tempo, e os resultados obtidos com a experimentação podem levar à conclusões erradas. Portanto, o que se propõem é aplicar as técnicas de planeamento de experimentação para o estudo simultâneo e combinado dos fatores que possam causar falhas ou perda qualidade, e a respetiva análise estatística dos resultados.

O trabalho será desenvolvido pelo Lic. Nilton Osvaldo Benvindo Ávido, estudante do Curso de Mestrado em Estatística, Matemática e Computação da Universidade Aberta, como projeto de sua pesquisa para a dissertação de mestrado.

A definição da proposta de trabalho deve ser feita de acordo com os interesses da empresa.

Terei o maior prazer em fazer uma exposição detalhada da minha proposta de trabalho, caso haja interesse de sua empresa.

Em breve entrarei em contato telefónico para saber do interesse de sua empresa em dar continuidade a esta proposta.

Sem mais nada para o momento, agradeço a atenção desejada, e me coloco à disposição para contactos futuros.

Cordialmente,

---

Nilton Osvaldo Benvindo Ávido

## Anexo B- Solução numérica (response optimization)

Tabela 22: Solução numérica ( response optimizer)

<b>Response Optimization</b>						
Parameters						
	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Import
Cheiro/Sabor	Target	0	10	20	1	1
Grossura	Target	-10	0	10	1	1
Coloração	Target	-10	0	10	1	1
Starting Point						
T.Degerminaç	=	0,5				
T.Maceração	=	1440				
T.S.Canjica	=	30				
Local Solution						
T.Degerminaç	=	1				
T.Maceração	=	4320				
T.S.Canjica	=	30				
Predicted Responses						
Cheiro/Sabor	=	1,00000	,	desirability =	0,100000	
Grossura	=	0,08088	,	desirability =	0,991912	
Coloração	=	0,50000	,	desirability =	0,950000	
Composite Desirability = 0,455057						
Global Solution						
T.Degerminaç	=	1				
T.Maceração	=	4320				
T.S.Canjica	=	30				
Predicted Responses						
Cheiro/Sabor	=	1,00000	,	desirability =	0,100000	
Grossura	=	0,08088	,	desirability =	0,991912	
Coloração	=	0,50000	,	desirability =	0,950000	
Composite Desirability = 0,455057						