PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS E PROCESSOS INDUSTRIAIS

GIULIANO JOSE FORGIARINI

IEP: FERRAMENTA PARA MEDIÇÃO DA EFICIÊNCIA PRODUTIVA EM INDÚSTRIA FRIGORÍFICA BOVINA

Santa Cruz do Sul

2014

Giuliano Forgiarini

IEP: FERRAMENTA PARA MEDIÇÃO DA EFICIÊNCIA PRODUTIVA EM INDÚSTRIA FRIGORÍFICA BOVINA

Dissertação apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais – Mestrado, Universidade de Santa Cruz Do Sul – UNISC, como requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Sistemas e Processos Industriais.

Orientadores:

Prof. Dr. Luciano Marder

Prof. Dr. Ruben Panta Pazos

Santa Cruz do Sul

2014

Giuliano Forgiarini

IEP: FERRAMENTA PARA MEDIÇÃO DA EFICIÊNCIA PRODUTIVA EM INDÚSTRIA FRIGORÍFICA BOVINA

Esta dissertação foi submetida ao Programa de Pós-Graduação em Sistemas e Processos Industriais – Mestrado, Universidade de Santa Cruz do Sul – UNISC, como requisito parcial para obtenção ao título de Mestre em Sistemas e Processos Industriais.

Prof. Dr. Luciano Marder
Orientador

Prof. Dr. Rubén Edgardo Panta Pazos
Coorientador

Prof. Dr. João Carlos Furtado
Examinador - UNISC

Prof. Dr. Leonir Luiz Pascoal
Examinador - UFSM

À minha querida e amada tia Suzana. Por me educar
e por seu carinho e amor incondicional.

AGRADECIMENTOS

Ao Frigorífico Silva:

Pela compreensão, incentivo e apoio incondicional ao meu crescimento profissional.

Aos Professores:

Dr. Luciano Marder, por ter aceitado este novo desafio e sua constante dedicação.

Dr. Ruben Edgard Panta Pazos, pelo incentivo e entusiasmo transmitido durante o desenvolvimento deste trabalho.

À minha mãe Sandra:

Por ter me amparado na realização de mais esta etapa em minha vida.

À minha esposa Kelen:

Por ter compreendido e estado ao meu lado durante todos os momentos deste desafio.

Aos meus colegas:

Estes queridos, que proporcionaram fraternos momentos nestes anos de dedicação. Jamais serão esquecidos.

Tenho a impressão de ter sido uma criança brincando à beira-mar, divertindo-me em descobrir uma pedrinha mais lisa ou uma concha mais bonita que as outras, enquanto o imenso oceano da verdade continua misterioso diante de meus olhos.

Isaac Newton

RESUMO

Considerando a sua importância na economia brasileira nos tempos atuais, as empresas do ramo frigorífico bovino buscam a excelência em produtividade, tornando-se nítida a necessidade destas em adotar critérios e ferramentas para medições de seus processos produtivos com o objetivo de avaliar sua produtividade. Entretanto, é de conhecimento a falta de material bibliográfico, bem como de trabalhos de pesquisas realizados nesta área, que possam subsidiar a construção de instrumentos de medição de produtividade para indústrias do ramo devido ao fato destas terem despontado recentemente no cenário econômico nacional. Este trabalho propõe, portanto, a construção de um novo indicador de produtividade para empresas do ramo frigorífico bovino, utilizando a análise multivariada como ferramenta principal (através do método da PCA – Análise por Componentes Principais) e tomando como objeto de estudo a empresa Frigorífico Silva Indústria e Comercio Ltda. Primeiramente, foi realizada uma avaliação do atual indicador de produtividade utilizado pela empresa apurado nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária: o kg-homem-hora através da aplicação de um questionário em dezesseis pessoas (todos gestores e/ou especialistas de processos). Após esta etapa, foram definidas as variáveis de processo a serem medidas, obtendo-se um grupo de vinte e duas variáveis a serem observadas por um período de sessenta e três dias, definindo-se, assim, a matriz de dados para a análise. Mediante esta, aplicou-se o método da PCA para, primeiramente, identificar e excluir as variáveis de menor peso estatístico. Posteriormente, determinou-se os pesos estatísticos das variáveis remanescentes, viabilizando a construção dos índices de produtividade para cada observação, os quais foram denominados IEP (Índice de Eficiência Produtiva). Após a obtenção do IEP para cada observação, o mesmo foi submetido a um processo de avaliação na condição de indicador de produtividade da indústria objeto de estudo. Concluiu-se através deste último procedimento que, com a aplicação e interpretação do IEP, foi possível descrever de forma mais fidedigna a eficiência produtiva da indústria estudada em relação ao indicador kg-homem-hora utilizado.

ABSTRACT

Considering its importance in the brazilian economy in recent times due to the heavy demands of the national and international markets, bovine fridge branch companies pursue excellence in productivity. In this respect, there is a clear need for these companies to adopt criteria and tools for measuring their production processes in order to assess their productivity. However, it is known the lack of knowledge of scientific equipment, as well as research work in this field, which could support the construction of measuring productivity for the industry due to the fact that these industries have recently dawned on the national economic scene. This paper, therefore, proposes the construction of a new indicator of productivity for businesses of bovine fridge branch, using multivariate analysis as the main tool (by the method of PCA - Principal Component Analysis) and taking as object of study the Frigorífico Silva Indústria e Comércio Ltda enterprise. First, a review of the current productivity indicator used by the company was performed established in Sectors Boning and Secondary Packaging: the kg-man-hour (currently contested by managers and experts of business processes) through the application of a questionnaire to sixteen people (all managers and/or experts of business processes). After this step, the process variables were defined to be measured, yielding a group of twenty-two variables to be observed for a period of sixty-three days, thus defining the array of data have been defined for the analysis. Through this, we applied the method of PCA to first identify and exclude variables with little statistical weight. Subsequently, we determined the statistical weights of the remaining variables, enabling the construction of productivity indices for each observation by applying a mathematical model, which IEP (Índice de Eficiência Produtiva - Productive Efficiency Ratio) were named. After obtaining the IEP for each observation, it was subjected to an evaluation process provided an indicator of industry productivity study object. It is concluded, through this procedure, that with the application and interpretation of the IEP was possible to describe more reliably the productive efficiency of the industry studied in relation to the kg-man-hour indicator used.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de aplicação da PCA..... 40
Figura 2. Gráfico Box Plot 52
Figura 3. Processos básicos de industrialização..... 54
Figura 4. Aspecto de quartos dianteiros bovinos..... 57
Figura 5. Aspectos de costelas bovinas. 57
Figura 6. Aspecto de quartos traseiros bovinos. 58
Figura 7. Fluxo de processo do Setor de Desossa..... 58
Figura 8. Processos do Setor de Embalagem Secundária..... 60
Figura 9. Aspecto de rotina utilizada para coleta de dados no posto de trabalho da entrada da desossa..... 91
Figura 10. Aspecto de tela de rotina implementada para apuração de produção de PAs por nível de complexidade. 92
Figura 11. Tela de rotina desenvolvida para apuração de produção no Setor de Embalagem Secundária. Fonte: autor..... 93
Figura 12. Rotina desenvolvida para apuração dos intervalos de jornadas de trabalho dos colaboradores de cada setor produtivo em observação. 94
Figura 13. Tela de trabalho do software PAST..... 101
Figura 14. PCs, autovalores e percentuais de variância. 106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Análise de CPs, com variáveis de X1 a Xp. 40
Tabela 2. Dados com n-tratamentos, p-variáveis e k-componentes..... 42
Tabela 3. Escores da primeira PC para n tratamentos..... 42
Tabela 4. Elaboração de uma tabela de frequência..... 51
Tabela 5. Descrição dos processos básicos de industrialização..... 55
Tabela 6. Processos industriais no Setor de Desossa. 59
Tabela 7. Processos do Setor de Embalagem Secundária. 61
Tabela 8. Aplicação de questionário referente à primeira questão..... 69
Tabela 9. Aplicação de questionário referente à segunda questão..... 70
Tabela 10. Aplicação de questionário referente à terceira questão..... 70
Tabela 11. Aplicação de questionário referente à quarta questão 70
Tabela 12. Estrutura original do cadastro de PA..... 75
Tabela 13. Complementação da estrutura original do cadastro de PA 76
Tabela 14. Famílias de Produtos Acabados e seus pesos estatísticos..... 77
Tabela 15. Campos complementares com seus devidos pesos estatísticos.... 79
Tabela 16. Amostra de PAs com a aplicação de pesos estatísticos estabelecidos 80
Tabela 17. Aglutinação de registros em valores de igualdade 80
Tabela 18. Atributos qualitativos e suas faixas de valores estatísticos. 81
Tabela 19. Processo de normalização dos valores estatísticos dos atributos. 82
Tabela 20. Aplicação do processo de normalização aos valores das variáveis. 82
Tabela 21. Construção dos índices de complexidade dos PAs..... 83
Tabela 22. Índices de complexidade de produção formados pelo somatório dos valores das variáveis de complexidade..... 85
Tabela 23. Informações estatísticas para a construção e distribuição de classes. 86
Tabela 24. Definição de classes estatísticas e a definição dos Níveis de Produção. 86
Tabela 25. Variáveis a serem observadas no Setor de Desossa. 88
Tabela 26. Variáveis a serem observadas no Setor de Embalagem Secundária 89
Tabela 27. Matriz de dados coletados..... 97
Tabela 28. Determinação dos autovalores e seus respectivos autovetores... 104
Tabela 29. Matriz de dados com redução de variáveis 104
Tabela 30. Relação dos autovalores e seus respectivos autovetores..... 107
Tabela 31. Relação de variáveis consideradas e seus pesos..... 107
Tabela 32. Construção do índice de produtividade 108
Tabela 33. Dias de produção ordenados em ordem decrescente pelo IEP ... 110
Tabela 34. Primeira amostra de observações para validação do IEP. 111
Tabela 35. Segunda amostra de observações para validação do IEP. 111
Tabela 36. Análise comparativa entre o IEP e o kghh..... 113

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADVPL	Advanced Protheus Language
BPF	Boas Práticas de Fabricação
CP	Componente Principal
EPE	Empresa de Produção Específica
ERP	Enterprise Resource Planning
IEP	Índice de Eficiência Produtiva
IWP	Individual Wrap Pack
KgHH	quilograma-homem-hora
LG	Lista Geral
LIE	Limite Inferior Específico
LSE	Limite Superior Específico
MAPA	Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento
NE	Não Exportável
OP	Ordem de Produção
PA	Produto Acabado
PCA	Principal Component Analisys
PCP	Planejamento e Controle de Produção
POP	Procedimentos Operacionais Padronizados
PPR	Plano de Participação nos Resultado
SGBD	Sistema Gerenciador de Banco de Dados
SQL	Structure Query Language

INDICE

1. INTRODUÇÃO 17
1.1 Tema 19
1.2 Problema 19
1.3 Hipóteses 21
1.4 Justificativa 21
2. OBJETIVOS 25
2.1 Objetivo geral 25
2.2 Objetivos específicos 26
3. REFERENCIAL TEÓRICO 26
3.1 Indicadores 26
3.1.1 Indicadores de desempenho no ambiente agroindustrial 28
3.1.1.1 Indicador kg-homem-hora 29
3.2 Aspectos do fluxo de produção de uma indústria frigorífica 32
3.3 Análise multivariada de dados 33
3.3.1 Conceitos básicos sobre análise multivariada 34
3.3.2 Técnica de análise de componentes principais (PCA) 38
3.3.3 Escores e Loadings da PCA 43
3.3.4 Matriz de variância-covariância e matriz de correlação 43
3.3.5 Seleção de variáveis através da PCA 44
3.3.6 Geração de novos índices através do emprego da PCA 46
3.4 Aplicação e análise de pesquisas qualitativas 47
3.4.1 Análise de conteúdo 48
3.5 Controle estatístico de qualidade 48
3.5.1 Estatística descritiva 49
3.5.2 Média aritmética ponderada 50
3.5.3 Combinação linear ponderada 51
3.5.4 Tabelas de frequência 51
3.5.5 Extração de *outliers* 52
4 METODOLOGIA 53
4.1 Características dos processos da indústria objeto de estudo 54
4.1.1 – Processos de desossa e embalagem secundária 56

4.1.2 – Tipificação da produção 62
4.1.3 – Observações quanto a aplicação do indicador kg-homem-hora.....64
4.2 Avaliação do atual indicador de produtividade 66
4.3 Identificação das variáveis de processo.....67
4.4 Coleta e definição da matriz de dados 68
4.5 Aplicação de técnicas de análise multivariada 68
4.6 Aplicação do modelo matemático.....69
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES 69
5.1 Avaliação do atual indicador de produtividade 69
5.2 Identificação das variáveis de processo.....71
5.2.1 Variáveis identificadas na avaliação do atual indicador de produtividade 71
5.2.2 Identificações de variáveis na análise de documentação interna para gestão industrial 73
5.2.3 Definições dos níveis de complexidade de produção.....74
5.2.3.1 Definição do conjunto de códigos de PA a serem medidos.....79
5.2.3.2 Normalização da tabela de valores de complexidade de produção 81
5.2.3.3 Aplicação de controles estatísticos para a definição dos níveis de complexidade 83
5.2.4 Relação final de variáveis a serem observadas 87
5.3 Coleta e definição da matriz de dados 90
5.3.1 Consulta ao banco de dados e acesso de rotinas do sistema ERP 90
5.3.2 Consulta à documentação eletrônica interna circulante aos setores administrativos e produtivos.....95
5.3.3 Observações junto aos fluxos dos processos produtivos (*in loco*) 96
5.4 Aplicação de técnicas de análise multivariada 100
5.4.1 Extração de *outliers*.....100
5.4.2 Aplicação da PCA 101
5.4.2.1 Exclusão de variáveis irrelevantes ao processo.....101
5.5 Aplicação do modelo matemático.....105
5.6 Avaliações dos índices de produtividade encontrados.....109
5.7 Considerações finais com relação à seleção de variáveis 113
6 CONCLUSÕES 121
REFERÊNCIAS.....122

ANEXO A: Descrição dos processos de industriais no Setor de Corte. 127
ANEXO B: Amostra de classificações de peças listadas. 130
ANEXO C: Exemplo PAs com base em OPs de peças a serem desossadas.....131
ANEXO D: Planilha construída para apuração do indicador kghh.....132

1. INTRODUÇÃO

O processo de globalização da economia vem promovendo a corrida por melhores índices de qualidade e produtividade na indústria de carne bovina, estabelecendo a competição para atender as fortes exigências dos mercados – nacional e internacional (BARBALHO, 2012). O mesmo autor também afirma que, as perspectivas do mercado mundial de carnes para o Brasil são bastante positivas, bem como a impressionante evolução do país neste comércio, sendo o empenho para aumentar a produção e a qualidade uma constante.

Para tanto, a busca pela excelência e sucesso no atual e aquecido mercado de carnes passa pela identificação do contexto atual onde esta indústria está inserida. Os grandes avanços nas últimas décadas das tecnologias de informação e comunicação definem o contexto atual como a Era da Informação. Baseando-se nessa premissa, Kaplan e Norton (1997) afirmam que, a competição entre as empresas da Era Industrial está se transformando na competição da Era da Informação, tornando obsoletas muitas das premissas fundamentais da concorrência industrial. Tal contextualização leva os autores a afirmar que as tradicionais medidas financeiras já são inadequadas para orientar e avaliar a trajetória que as empresas desta nova era devem seguir na geração de valor futuro, propondo novas formas de identificação e medição. Para Araujo (1997), a medição da produtividade nas empresas não é uma coisa trivial pois deve considerar a influência de fatores conjunturais que podem afetar a produtividade a ser alcançada. Muitas vezes, segundo o mesmo autor, pode-se estar monitorando um processo através do acompanhamento de medidas de produtividade da mão-de-obra ao longo do tempo e interpretá-las erroneamente por não se considerar fatores conjunturais.

Tem-se, portanto, o desafio de se identificar, ou mesmo construir junto à organização, novas ferramentas que possam auxiliar na avaliação da eficiência dos processos produtivos desta. Para Vianna (2009), a elaboração de instrumentos de avaliação é um exercício de traduzir visões de necessidade das pessoas envolvidas na organização em objetivos e medidas de produtividade. Estes instrumentos podem ser um conjunto de indicadores, pois

segundo Costa (2009), são medidas de desempenho escolhidas para permitir o gerenciamento de operações, funções ou processos. Barbalho (2012) reforça o conceito de indicadores ao afirmar que estes podem ser financeiros ou não financeiros e que basicamente são aplicáveis na área operacional, seguindo a máxima "o que não é medido não é gerenciado". No entanto, Yamaki (2009) afirma que, na avaliação destes indicadores, muitos pesquisadores tendem a avaliar o maior número possível de características com o objetivo de atingirem relativa precisão em suas conclusões. Como consequência, geram com isso acréscimo considerável de trabalho. Em casos como este, o mesmo autor recomenda eliminar aquelas características redundantes e de difícil mensuração, a fim de reduzir tempo e custos dos experimentos. Quanto menor o número de variáveis necessárias para explicar a variação total observada, mais rápida e fácil se torna a análise, resultando em importante economia de tempo.

Além do excessivo número de variáveis, a correlação entre estas e as informações obtidas por análises univariadas podem ser incompletas. Nesses casos, Paiva (2010) afirma que, é de grande interesse o uso de análise multivariada, pois essa análise combina as informações múltiplas provenientes da unidade experimental.

Moita (1998) aprofunda esta ideia quando afirma que, a redução de variáveis através de critérios objetivos permite a construção de gráficos bidimensionais contendo maior informação estatística, obtida através do método de análise multivariada conhecido como Análise de Componentes Principais, mais comumente conhecida pela sigla PCA (*Principal Component Analisys*). Segundo o mesmo autor, o método de PCA pode ser usado para julgar a importância das variáveis originais escolhidas para análise através das combinações lineares feitas, definido as mais importantes do ponto de vista estatístico.

Portanto, o desenvolvimento deste trabalho visa identificar variáveis que incidem no desempenho do processo produtivo de uma indústria frigorífica do ramo bovino a partir da aplicação de métodos de análise estatística multivariada. Uma vez devidamente identificadas e mapeadas estas variáveis, propor, ou mesmo identificar e aplicar, um modelo matemático que equacione o

comportamento destas a fim de se gerar um novo indicador de eficiência produtiva para ser utilizado na medição, análise e projeção de desempenho produtivo.

1.1 Tema

Este trabalho aborda o emprego de técnicas de análise multivariada de dados, especificamente o método PCA (*Principal Component Analisys* – Análise por Componentes Principais) sobre variáveis de alguns pontos do processo produtivo de uma determinada indústria do setor frigorífico bovino, investigando o comportamento destas quanto à produtividade do mesmo. O estudo também compreende posterior aplicação destas variáveis na identificação ou construção de um modelo matemático para obtenção, apuração e simulação da eficiência produtiva no ambiente em estudo.

1.2 Problema

É de conhecimento dos especialistas da indústria frigorífica bovina a existência de deficiências nos processos produtivos deste tipo de indústria no Brasil. A documentação disponível capaz de orientar a construção de instrumentos de medição de produtividade nestas indústrias demonstra-se escassa, principalmente as de natureza científica. Para Callado (2007) ainda há uma carência de estudos científicos sobre indicadores de desempenho aplicados à agroindústria, capazes de gerar conhecimentos relevantes para o seu aprimoramento.

Outra dificuldade para a construção de indicadores de produtividade é apontada por Vaccaro (2006) quando este afirma que é comum a ausência de informações sistematizadas nas empresas do setor frigorífico bovino, bem como de informações sistematizadas sobre roteiros de produção. Devido a este quadro, constata-se a dificuldade de construção de ferramentas de medição, apuração e interpretação de resultados de produtividade nas indústrias desta natureza.

Atualmente, as maiores referências documentais para os processos industriais de uma empresa do ramo frigorífico bovino, capazes de suportar o desenvolvimento de indicadores de produtividade, são publicações de caráter regulatório, oriundas de setores internos da empresa ou de órgãos governamentais com orientações exclusivamente fitossanitárias, sem compromisso para as ações de manufatura com eficácia produtiva.

Vaccaro (2006) confirma o caráter complexo do planejamento e controle de produção das indústrias deste setor ao afirmar que, uma das preocupações na elaboração de uma programação de produção é o alinhamento desta às diretrizes da empresa e de atendimento ao mercado, ao mesmo tempo em que deve haver o respeito às restrições da estrutura física da empresa, entre outras. Esta afirmação implica no fato de que cada planta industrial obriga-se a desenvolver seus próprios métodos de produção e seus respectivos instrumentos de medição, de acordo com suas características de ambiente produtivo e de suas diretrizes estratégicas comerciais da empresa. Estes instrumentos de medição, no entanto, possuem sua concepção e aplicação muitas vezes contestadas por colaboradores e especialistas das empresas, como no caso a ser abordado por este estudo.

O Frigorífico Silva, empresa do ramo frigorífico bovino – objeto de estudo desta pesquisa – possui como referência de eficiência produtiva a apuração do indicador denominado “kg-homem-hora”, que teoricamente indica a quantidade (em kg) de matéria-prima processada por cada colaborador em uma hora de produção (durante uma jornada de trabalho). Tal indicador é concebido através de uma expressão algébrica que atualmente considera as seguintes variáveis: apontamento de produção de embalagem (saída de produção), número de funcionários alocados nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária e período de tempo de produção (jornada).

No entanto, são grandes os questionamentos quanto à fidedignidade deste indicador por parte de muitos setores da empresa apontados por seus colaboradores, principalmente por líderes, gerentes e demais agentes experientes junto aos setores envolvidos. Para estes, inúmeras outras variáveis que interferem no desempenho dos setores produtivos medidos para a apuração deste indicador não são devidamente consideradas, distorcendo o

resultado final e sua interpretação. Ou seja, a medição de produtividade obtida através da apuração do indicador kg-homem-hora não corresponderia ao real esforço de produção, bem como a eficiência produtiva destes setores.

Outra característica que contribui para a dificuldade de medição de eficiência dos processos produtivos deste tipo de indústria é a característica de serem processos de desmontagem, o que restringe mais ainda a literatura científica disponível. Vaccaro (2006) identifica as indústrias do setor frigorífico como indústrias de produção conjunta, apresentando como característica marcante a possibilidade de geração de uma grande quantidade de produtos finais a partir de um pequeno número de matérias-primas.

1.3 Hipóteses

As hipóteses da pesquisa proposta abordam os seguintes questionamentos: (a) será possível a identificação de variáveis de produção, estáveis em determinados pontos do processo produtivo do objeto de estudo, que permitam ser analisadas e aplicadas na geração de um novo indicador de produtividade, mais exato e preciso que o atual utilizado? (b) se identificadas, será possível o equacionamento destas variáveis, identificando ou mesmo criando um modelo matemático que, ao aplicá-lo, permita projetar índices de desempenho de acordo com o apontamento hipotético de valores quantitativos?

1.4 Justificativa

De acordo com BeefPoint (2012), a indústria frigorífica sofreu nos últimos anos fortes demandas do mercado interno, dado ao rápido crescimento econômico e pela expansão da classe média, obtendo melhores margens operacionais. No entanto, foi somente nos últimos anos que esta despontou com grande influencia econômica no cenário nacional devido o alto valor agregado adquirido aos seus produtos no mercado internacional, chamando a

atenção para o aprimoramento dos seus processos produtivos para uma maior eficiência.

Quanto a um desenvolvimento maior do mercado interno, Machado (2007) afirma que, é essencial o aumento da competitividade do setor de carnes, especialmente por meio da diferenciação de produtos, da segmentação de mercado e do desenvolvimento de nichos já existentes, incluindo a oferta de produtos com elevado padrão de qualidade do ponto de vista do consumidor. Ou seja, a indústria pode agregar valor à carne bovina por meio de desenvolvimento de várias versões dos produtos, como diversificar o tamanho das embalagens, ou mesmo incluindo informações adicionais nos rótulos.

Segundo Zucchi (2010), os consumidores acabam por “puxar” os produtos da cadeia de fornecimento com base em suas necessidades específicas e preferências, influenciando a indústria de produtos cárneos a torná-los mais diversificados a fim de atendê-los. Isto significa, segundo De Zen (2013), que o produto final atualmente exigido pelo mercado brasileiro de carne é aquele que seja de boa qualidade, padronizado e que tenha preços competitivos com outras carnes.

Verifica-se, com isto, um aumento da complexidade da cadeia produtiva da carne bovina no Brasil, segundo Pascoal (2011), devido à crescente exigência dos consumidores acusando um processo de diferenciação, transformando a *commodity* carne em cortes de carne com marca e maior valor agregado para mercados específicos, fazendo surgir diferentes agentes entre os elos desta.

Diante deste cenário, o aumento de produtividade e a racionalização de recursos de produção surge como preocupações em empresas do setor frigorífico bovino nacional. Para Vaccaro (2006), a pequena vantagem que o Brasil apresenta no mercado frigorífico em relação a outros fornecedores demandam cuidados, como no alinhamento adequado do mix de produção e vendas em relação às expectativas e demandas dos mercados. Do ponto de vista estratégico, complementa o autor, estes cuidados refletem na rentabilidade das empresas: pela racionalização dos recursos e maximização da receita líquida.

Tais observações tornam-se pertinentes quando identificadas em um objeto de estudo, a exemplo do Frigorífico Silva Indústria e Comércio Ltda., empresa do setor frigorífico bovino sediada em Santa Maria – RS. De acordo com Montagner (2012), a partir de 2005, esta é reconhecida no cenário das indústrias desta natureza pelo trabalho diferenciado realizado no decorrer de suas atividades. Com o reconhecimento de qualidade nos produtos, chama a atenção de grandes grupos supermercadistas que atuam na região sul do Brasil, como Carrefour, Angeloni, Cia. Zaffari e Wal Mart, os quais o procuraram para desenvolver trabalhos de exclusividade, criando linhas de produtos de grife e marcas próprias. Com isto, a empresa sente a necessidade de ampliar sua estrutura industrial para aumentar a produção a fim de atender adequadamente seus clientes, cada vez mais exigentes.

Para o mesmo autor, no entanto, o nível de concorrência no mercado de carnes é disputado por grandes grupos que exercem uma influência muito forte sobre este, levando a empresa a considerar no processo de desenvolvimento de estratégias as características particulares de seus principais setores, como compras (responsável pela aquisição da matéria-prima), produção (responsável pela programação da produção diferenciada) e vendas, a fim de transformar o conjunto de seus esforços em vantagem competitiva para a organização.

Em casos como este, vê-se a necessidade de concepção e aplicação de indicadores de desempenho a fim de expressar a eficiência produtiva da indústria visando manter seu potencial de competitividade. Segundo Callado (2007), um dos procedimentos para a implementação de sistemas de mensuração e avaliação é a definição de indicadores de desempenho que buscam traduzir os objetivos e metas da empresa. Costa Junior (2009) também afirma que, é através destes instrumentos que se pode obter monitoramento dos processos produtivos, gerenciamento de atividades e acompanhamento de metas, traduzindo a real situação da indústria.

Atualmente, o Frigorífico Silva utiliza o indicador “kg-homem-hora”, apresentado por Frigorífico Silva (2012a), como referência de desempenho em seu processo produtivo. O emprego de tal indicador é vasto, porém, destacando-se no processo de apuração dos resultados para os cálculos do PPR (Plano de Participação dos Resultados), descrito em Frigorífico Silva

(2012e) e implantado na empresa, além de subsidiar a diretoria da empresa na tomada de decisões estratégicas.

Entretanto, a utilização deste indicador é motivo de muitas discussões entre gestores e funcionários da empresa que questionam, não apenas seus resultados, mas também a sua metodologia de apuração. Em entrevistas realizadas com gestores e colaboradores de diversos setores da empresa, foi constatada a discordância em diversos aspectos na aplicação do indicador kg-homem-hora.

De acordo com estes, o cálculo deste indicador não considera, por exemplo, o “tipo de produção”. Define-se “tipo de produção” as peculiaridades que a programação de produção do dia possui devido ao alto grau de customização desta, considerada mediante regras que vão, desde exigências legais fitossanitárias até tratativas comerciais pré-definidas junto a clientes, pois, de acordo com Montagner (2012), um dos diferenciais estratégicos da empresa é a personalização da produção de acordo com a demanda destes. Dessa forma, é natural que ocorram jornadas de trabalho em que a produção é mais refinada e detalhada em circunstância da personalização de produtos, o que implica numa diminuição da velocidade de produção e distensão desta, refletindo diretamente no cálculo do índice.

Outro exemplo utilizado pelos gestores e colaboradores da empresa para a contestação do indicador utilizado é a desconsideração da quantidade (em peças) de carne com osso que é destinada ao processamento de desossa, sendo que apenas os apontamentos de saída de produção realizados no Setor de Embalagem Secundária (outro setor em que medições são feitas para a concepção do indicador kg-homem-hora) são considerados. Isto significa que, os tipos de quartos de carcaça e demais peças a serem desossadas não são consideradas, uma vez que cada tipo destas possui complexidades de processamento e rendimentos diferenciados de desossa.

Colaboradores mais experientes afirmam também já terem visitado outras plantas de frigoríficos bovinos, constatando a diversidade de layouts, fluxos de processos e práticas de produção, implicando no fato de que a apuração do indicador kg-homem-hora venha a se tornar extremamente circunstancial .

Portanto, constata-se neste caso um conjunto restrito de variáveis de produção consideradas, que podem estar sendo medidas e analisadas de forma errônea ou mal empregadas na apuração do indicador kg-homem-hora, de forma a fornecer um panorama disforme da realidade, principalmente quando ignora demais aspectos produtivos passíveis de serem medidos. Em contrapartida, busca-se considerar o número máximo de variáveis para a avaliação de um processo produtivo, recorre-se, para tanto, á análise multivariada. Paiva (2010) justifica o emprego desta quando afirma que, a correlação entre as variáveis e as informações obtidas por análise univariadas destas (como no caso do kg-homem-hora) podem ser incompletas, principalmente quando há correlação entre elas. Nesses casos, segundo o autor, é de grande interesse o uso de análise multivariada, pois essa combina as informações múltiplas provenientes da unidade experimental.

Assim como no caso citado anteriormente, uma simples coleção de variáveis, em muitos casos, é insuficiente para a compreensão do fenômeno em estudo devido à complexidade de interpretação que o contexto gerado por estas pode apresentar, devendo ainda por mais vezes sofrerem processamentos com o intuito de serem simplificadas e reapresentadas sob a forma de índices. Mingoti (2007) afirma que, em muitos casos, coletam-se diversas variáveis com o intuito de construir algum índice específico relativo a sua quantificação. Estes índices, segundo o mesmo autor, possuem como função básica a sintetização em uma única variável a informação de todas as variáveis que foram medidas sobre o fenômeno, podendo, posteriormente, ser analisados por métodos de estatística univariada.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Desenvolver uma ferramenta de medição de eficiência produtiva, considerando variáveis mapeadas nos processos produtivos dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária na planta industrial do objeto de estudo, em

alternativa ao indicador de desempenho hoje utilizado, o qual possui sua aplicação contestada.

2.2 Objetivos específicos

- Identificar, de modo estruturado, as restrições de concepção e aplicação do atual indicador de produtividade utilizado pela empresa junto aos seus gestores e colaboradores, através de instrumentos formais.
- Mapear variáveis de processo que incidem na eficiência produtiva dos setores os quais fornecem vetores de desempenho para a formação do atual indicador de produtividade: Desossa e Embalagem Secundária.
- Aplicar a Análise de Componentes Principais (PCA), como técnica de análise multivariada, para o estudo do comportamento das variáveis mapeadas, identificando aquelas que possuem maior influência no desempenho da produção dos setores produtivos avaliados.
- Equacionar o comportamento das variáveis mapeadas nos setores analisados a fim de se gerar um novo índice de eficiência produtiva a ser utilizado na mediação, análise e projeção de desempenho produtivo.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Indicadores

> "Os indicadores podem ser definidos como representações visuais ou numéricas que expressam a situação de uma determinada atividade. São fundamentais para uma organização que pretende atingir a eficácia de suas operações e promover melhoria contínua nos processos." (COSTA JUNIOR, 2009).

Segundo o mesmo autor, é através dos indicadores que as empresas podem obter monitoramento dos processos produtivos, gerenciamento de atividades e acompanhamento de metas, traduzindo a real situação da atividade em estudo.

Costa (2009) define indicadores como um conjunto de medidas de desempenho selecionadas para aplicação no gerenciamento de alguma operação, função ou processo. Com estes indicadores, o autor propõe a montagem de painéis definido-os como um sistema de administração de desempenho, aplicados na manutenção e na estratégia do negócio mostrando a situação de cada área observada.

Barbalho (2012) define de maneira sucinta a adoção de indicadores como a análise da relação entre duas grandezas que constatam desvios dos padrões existentes, seguindo a máxima: “o que não é medido não é gerenciado”.

Costa Junior (2009) elenca os tipos de indicadores de desempenho identificados por ele: (a) Indicadores de Produtividade: também denominada medida de eficiência econômica, mostra como os recursos de entrada (*inputs*) são convertidos em produtos (*outputs*). (b) Indicadores de Qualidade: consistem na condição necessária para garantir o sucesso de uma operação de manufatura, sendo, dessa forma, a base para a competitividade entre as empresas. (c) Indicadores de Velocidade: consistem na capacidade de reação às necessidades de produção e de processamento. (d) Indicadores de Confiabilidade: consistem em realizar as operações solicitadas, respeitando os critérios de qualidade, custo e prazo, além de atender as expectativas de uso de um equipamento ou de um processo. (e) Indicadores de Flexibilidade: consistem na capacidade de mudar as condições de operação do processo para atender a uma nova demanda, podendo ser esta de produto, volume, modelo e mix. (f) Indicadores de Custos: consistem no combate aos desperdícios em prol do melhor aproveitamento dos recursos de transformação.

Vianna (2009) propõe que os indicadores sejam classificados conforme o ambiente de qualidade ao qual foram originados. Para isto, é citada a proposta de Palladini (2000) que descreve estes ambientes de qualidade como: (a) *in-line*: ambiente básico de produção da qualidade que enfatiza a sua obtenção no processo produtivo. Ressalta as estratégias de operação da empresa, métodos de trabalho, materiais e equipamentos usados, investindo em conhecimento técnico que possa melhorar as operações de fabricação. (b)

off-line: ambiente de operações fora da linha de produção, mas de suporte ao processo produtivo que podem ser acionadas quando necessárias. Embora não ligadas diretamente ao processo produtivo, são relevantes para adequar o produto ao uso que dele se espera desenvolver. (c) *on-line*: trata das relações da empresa com o mercado. É o esforço feito pela empresa para captar, o mais rapidamente, possíveis alterações em preferências, hábitos ou comportamentos de consumo, procurando produzir sempre um produto adequado ao consumidor.

Segundo Vianna (2009) a adoção de indicadores propostos com base nos ambientes de qualidade descritos facilita a economia de recursos da organização medida ao se evitar métodos de tentativa e erro, retrabalho, desperdício de recursos humanos assim como promove a potencialização de ações que favorecem o sucesso da adequação dos resultados a objetivos estratégicos da mesma.

Por fim, Callado (2007) afirma que, podem ser identificados e elaborados grupos distintos de indicadores de desempenho obedecendo características específicas para cada setor de atividades empresariais.

3.1.1 Indicadores de desempenho no ambiente agroindustrial

De acordo com Callado (2007), devido ao aumento da concorrência internacional, tornou-se necessária uma maior eficiência nos processos produtivos no âmbito do agronegócio através do emprego de sistemas de gestão e controle para o aperfeiçoamento das atividades realizadas por empresas deste setor. Entretanto, é necessário saber definir o que realmente deve ser medido e avaliado nestes ambientes, bem como definir quais medidas que devem ser consideradas. Dessa forma, o mesmo autor afirma que um dos procedimentos para a implementação de sistemas de mensuração e avaliação é a definição de indicadores de desempenho, que devem ser orientadas para o futuro, procurando traduzir os objetivos e metas da empresa agroindustrial.

Callado (2007) ainda afirma que, há uma carência de estudos científicos sobre indicadores de desempenho aplicados à agroindústria, que gerariam conhecimentos relevantes para o seu aprimoramento.

3.1.1.1 Indicador kg-homem-hora

O Frigorífico Silva, empresa do ramo frigorífico bovino – objeto de estudo desta pesquisa – possui como referência de eficiência produtiva a apuração do indicador denominado “kg-homem-hora”, que teoricamente indica a quantidade (em kg) de matéria-prima processada por cada colaborador, em setores produtivos específicos, durante uma hora de produção (durante uma jornada de trabalho).

Atualmente, sua construção está associada à geração, de responsabilidade do setor de Apuração de Custos da empresa, de um relatório denominado “Produção de Caixas – Embalagem”, conforme Frigorífico Silva (2013a), que informa a produção diária (um único valor, em kg) apontada durante o processo de pesagem e registro de produção no Setor de Embalagem Secundária. Após a geração deste documento, o Setor de Apuração de Custos elimina de modo manual as produções de charque e miúdos que constam no relatório, a fim de se isolar o valor referente à produção efetivada no Setor de Embalagem Secundária que também é proveniente do Setor de Desossa, de acordo com o fluxo de produção. Após a apuração deste valor, o Setor de Apuração de Custos soma a este o valor (também em kg) denominado “saída da desossa” apurado através de uma rotina de consulta de produção. Este valor consiste na medição da manufatura de alguns produtos pelo Setor de Desossa que não chegam até o Setor de Embalagem Secundária, sendo comercializados ainda em modo suspenso (pendurado) ou mesmo retornando às câmaras frias de estocagem sem alguma parte deste que foi destinado ao Setor de Desossa para processamento. Finalmente, o valor encontrado é dividido pelo valor denominado “jornada total de horas”. Este último consiste no total de horas trabalhadas pelos colaboradores de ambos os setores envolvidos durante uma jornada de

trabalho possuindo a sua apuração intrincada, pois considera durante o cálculo alguns valores de tempo que são deduzidos do total, como: tempo de paradas de produção e tempo de intervalos de descanso, além de não considerar horas de trabalho de colaboradores deslocados de outros setores quando estes estiverem inoperantes. Este último é concebido pelo Setor de Recursos Humanos (RH), que possui acesso a tais apontamentos mediante consultas ao sistema ERP e demais apontamentos manuais durante as jornadas de trabalho, feitos diretamente nos setores medidos. Por fim, uma planilha é montada pelo Setor de RH relacionando os dados utilizados e realizando a apuração do indicador kghh, conforme Frigorífico Silva (2012b).

Tem-se, portanto, a atual concepção do indicador kghh definida pela equação 1:

$$\mathrm{kghh} = \frac{(\mathrm{ProdEmb}+\mathrm{ProdSaiDes})}{\mathrm{JornTotal}} \qquad (1)$$

Onde: ProdEmb = valor (em kg) relativo a produção total apurada no Setor de Embalagem Secundária; ProdSaiDes = valor (em kg) relativo a quantidade de produtos manipulados no Setor de Desossa mas que não são processadas no Setor de Embalagem Secundária; JornTotal = Valor de horas (em formato decimal) referente ao somatório de horas trabalhadas dos funcionários nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária. O ANEXO D apresenta um exemplo da planilha mencionada.

Curiosamente, a planilha de dados gerada por Frigorífico Silva (2012b), além de possuir todos os dados necessários para a aplicação do atual modelo de construção do kghh, elenca também algumas variáveis que não são utilizadas na obtenção deste e que, ao mesmo tempo, são reivindicadas por gestores e especialistas dos processos para que sejam consideradas na apuração da produtividade. Exemplo disso são as variáveis que apontam as quantidades (em peças) de dianteiros, traseiros e costelas processadas no Setor de Desossa, onde em cada um desses tipos há um percentual diferente de produtividade devido às suas características, como quantidade de carne e complexidade de desossa. No entanto, os questionamentos em relação aos resultados obtidos na aplicação deste indicador são inúmeros: vão desde as

variáveis e métodos usados para o cálculo deste indicador até seus resultados, pois ignoram diversos fatores qualitativos e operacionais que caracterizam os processos produtivos neste tipo de indústria.

É de conhecimento tácito a aplicação do indicador kg-homem-hora em diferentes ambientes industriais frigoríficos bovinos. Entretanto, a documentação sobre a concepção desta ferramenta e sua aplicação são restritas e muito circunstanciais, bem como sua denominação, variando conforme os casos.

Bragatto (2008) aponta que o objetivo de uma indústria como a frigorífica bovina é processar a maior quantidade de “quilos/homem.hora” visando melhores índices de produtividade. O autor não determina, porém, uma denominação definitiva para o indicador, tampouco trata a expressão “quilos/homem.hora” como uma ferramenta formal de medição de produtividade.

Souza (2012) cita o indicador “Quilo-Homem-Hora” identificando-o com a sigla KgHH em um estudo de caso, onde é utilizado para a formação de preços em produtos. Destaca-se, no entanto, o fato de que o KgHH é, segundo o autor, apurado de forma tácita por um experiente funcionário mediante um novo projeto, onde o caso de estudo é uma empresa cuja produção é por encomenda (EPE). O autor também afirma que o KgHH é inversamente proporcional à complexidade do projeto, considerando o fato de que o conhecimento do valor deste é o mais importante diferenciador do sucesso ou fracasso de uma EPE. Afirma, no entanto, que a obtenção do KgHH no caso de estudo só é obtida por meio de “*feeling*” ou “*know-how*”.

Por fim, Contador (1994) cita em sua proposta de implementação de um modelo genérico para o aumento de produtividade fabril o indicador “kg por homem/hora” como ferramenta de medição de eficiência produtiva em um de seus estudos de caso. Ressalta. no entanto. que, como a produção, e consequentemente a produtividade, era medida em quilogramas e, neste caso, o peso de uma unidade de produto produzida não refletia o esforço consumido, o mix de produtos na programação de produção exerceu grande influência, pois a unidade de um produto mais leve poderia exigir mais homens-hora para ser manufaturada do que outra unidade mais pesada.

3.2 Aspectos do fluxo de produção de uma indústria frigorífica

Vaccaro (2006) afirma que, é uma característica marcante da indústria frigorífica a geração de uma grande quantidade de produtos finais a partir de um pequeno número de matérias-primas. Sendo assim, o mesmo autor define dois elementos que permitem modelar a divergência característica dos processos de abate e produção de cortes: (a) Itens compulsórios: aqueles necessariamente gerados por um processo de abate ou corte, (b) Itens alternativos: aqueles que representam decisões estratégicas do Setor de PCP, para o atendimento do mix com o melhor aproveitamento de matérias-primas e recursos.

Segundo o mesmo autor, a modelagem desses itens demanda o envolvimento de profissionais das áreas de PCP no sentido de construir estruturas formais de produto, tarefa que demanda muita dificuldade.

> É comum a existência de bancos de dados em empresas do setor frigorífico, assim como também é comum que o conhecimento efetivo de rendimentos de cortes e alternativas de produção seja domínio tão somente das pessoas, não havendo registro formal desses dados. Tipicamente essa é uma informação que se encontra disseminada de maneira informal "na cultura da organização". Da mesma forma, é comum essa situação repetir-se com dados de roteiros e tempos de processo. (VACCARO, 2006)

Vaccaro (2006) também afirma que, no setor frigorífico não é comum a existência de cadastros formais de itens intermediários de produção. Para o autor, a geração desses dados é importante do ponto de vista do melhor aproveitamento das matérias-primas em função da orientação do mercado, pois os processos de decisão tomados pelos analistas de PCP sobre esses itens devem ser também modelados para que o mix produzido seja efetivamente ótimo. Da mesma forma, as capacidades agregadas de produção, por meio de seus gargalos produtivos, devem ser corretamente informadas para que o método defina um modelo aderente à realidade das plantas de produção.

Vaccaro (2006) também traça um panorama com relação ao gerenciamento de informações de produção das empresas do setor frigorífico:

> Os dados de produção são gerenciados em bases locais ou por conhecimento tácito. É comum a ausência de informações sistematizadas, em bancos de dados, sobre as decisões compulsórias e alternativas tomadas sobre as estruturas de corte, principalmente no que se refere a itens semi-acabados. A gestão da produtividade dos recursos críticos é, em geral, controlada de forma sistemática, mas não é rara a ausência de informações sistematizadas sobre roteiros de produção. (VACCARO, 2006)

3.3 Análise multivariada de dados

Segundo Mingoti (2007), a análise multivariada de dados, também conhecida por “estatística multivariada”, consiste em um conjunto de métodos estatísticos utilizados em situações nas quais diversas variáveis são medidas simultaneamente, em cada elemento amostral, sendo geralmente correlacionadas entre si.

Para Hair (2006), a análise multivariada de dados refere-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação. Porém, o mesmo autor também afirma que, qualquer análise simultânea de mais de duas variáveis pode, a certo modo, ser considerada uma análise multivariada.

Segundo Vicini (2005), até o advento dos computadores, o único modo de se analisar variáveis estatísticas era de forma isolada, e a partir dessa fazer inferências sobre a realidade. Para o autor, essa forma simplificada de análise possui desvantagens ao analisar um fenômeno possuidor de muitas variáveis vindo geralmente a falhar, pois é necessário conhecer a totalidade das informações fornecidas pelo conjunto das variáveis e suas relações, e não a tomada de informações estatísticas isoladas. De acordo com o autor, quando as relações existentes entre as variáveis não são percebidas, estas podem dificultar a interpretação do fenômeno a partir das variáveis consideradas.

Mingoti (2007) contribui para a compreensão da aplicação dos métodos de análise multivariada ao afirmar que estes são utilizados com o propósito de simplificar ou facilitar a interpretação do fenômeno que está sendo estudado através da construção de índices ou variáveis alternativas que sintetizem a informação original dos dados.

Vicini (2005) também afirma que, existe a necessidade de se haver ferramentas estatísticas que apresentem uma visão mais global do fenômeno que aquela possível numa análise univariada, apresentando assim a análise multivariada como um grande número de técnicas e métodos que utilizam, simultaneamente, todas as variáveis na interpretação teórica do conjunto de dados obtidos.

Para Paiva (2010), a utilização da análise multivariada é interessante para a redução de tempo e custos do experimento, pois, com o emprego de técnicas desta natureza, pode-se eliminar aquelas características redundantes e de difícil mensuração. O autor também afirma que, quando o número de características é elevado, muitas delas podem contribuir pouco para a discriminação dos indivíduos avaliados, o que aumenta o trabalho de caracterização mas não melhora a precisão, além de tornar mais complexa a análise e interpretação dos dados, sugerindo, portanto, o emprego de técnicas de análise multivariada.

3.3.1 Conceitos básicos sobre análise multivariada

A análise multivariada também possui conceitos básicos específicos, descritos a seguir por Hair (2006):

a) Variável estatística: combinação linear de variáveis com pesos empiricamente determinados pela técnica multivariada para atingir o objetivo. Especificadas pelo pesquisador, seus pesos são determinados pela técnica multivariada para atingir um objetivo específico.

b) Escala de medida não-métrica: refere-se a dados qualitativos e podem ser feitas com uma escala nominal ou ordinal. A escala nominal designa números usados para rotular ou identificar indivíduos ou objetos. Também conhecidas

como escalas categóricas, fornecem o número de ocorrências em cada classe ou categoria da variável em estudo. Portanto, números ou símbolos designados aos objetos não têm significado quantitativo. A escala ordinal determina que as variáveis podem ordenar ou mesmo serem ranqueadas com escalas ordinais em relação à quantia do atributo possuída. Isto é, toda subclasse pode ser comparada com outra em termos de uma relação da forma “maior que” ou “menos que”.

c) Escala de medida métrica: escalas intervalares e escalas de razão fornecem o mais alto nível de precisão de medida, permitindo que quase todas as operações matemáticas sejam executadas. Essas duas escalas possuem unidades constantes de medida e, portanto, diferenças entre quaisquer dois pontos adjacentes em qualquer parte da escala são iguais. Denota-se atenção às escalas de razão que representam a mais elevada forma de precisão de medida, onde todas as operações matemáticas são possíveis com estas medidas.

d) Erro de medida: é o grau em que valores observados não são representativos dos valores “verdadeiros”. As fontes para esses erros podem ser desde a entrada de dados devido à imprecisão da medida até a falta de habilidade de respondentes em fornecerem informações precisas. Desta forma, todas as variáveis usadas em técnicas multivariadas devem ser consideradas como tendo um certo grau de erro de medida.

A análise multivariada tem um caráter muito diverso e pode ser muito poderosa a ponto de se criar grande complexidade nos resultados e em suas interpretações. Com base nessa afirmação, Hair (2006) define seis diretrizes para o auxílio na realização de análises multivariadas e suas respectivas interpretações:

a) Estabelecimento de significância prática e significância estatística: orienta o pesquisador a não valorizar apenas a significância estatística dos resultados, mas também a significância prática. A significância prática faz a pergunta “E daí?” para qualquer aplicação dos dados.

b) Definição do tamanho da amostra: a sofisticação e complexidade das técnicas de análise multivariada censuram amostras muito pequenas e também muito grandes. Para as amostras muito pequenas a aplicação de tais técnicas

podem implicar num baixíssimo poder estatístico para a identificação realística de um fenômeno, bem como propiciar “ajustes” muito fáceis dos dados. Por outro lado, tamanhos de amostras muito grandes (acima de 200 respondentes) possui poder estatístico potencializado e podem tornar os testes muito sensíveis para com seus resultados.

c) Reconhecimento dos dados: esta orientação refere-se ao fato de que muitos pesquisadores tomam as técnicas de análise multivariadas como únicas aceitando seus resultados sem o exame comum que se promove nas análises univariadas e bivariadas. Segundo o autor, para utilizar todos os benefícios das técnicas multivariadas, o pesquisador deve “saber onde olhar” com formulações alternativas do modelo original, tais como correlações não-lineares e interativas.

d) Definição de modelos simples: o autor sugere, nesta diretriz, que os modelos criados de dados para análise primem pela simplificação. Ou seja, o pesquisador deve evitar a inserção indiscriminada de variáveis na expectativa de que a técnica de análise multivariada trate devidamente estas. Segundo o autor, variáveis irrelevantes geralmente aumentam a capacidade de ajuste da amostra, ao preço de “superajustar” os dados tornando-os menos generalizáveis à população. Outro motivo apontado pelo autor é que as variáveis irrelevantes podem mascarar os verdadeiros efeitos por causa da multicolinearidade (quando a multicolinearidade aumenta, a habilidade de definir qualquer efeito de variável diminui).

e) Exame dos erros: sugere que os erros de medidas identificados sejam examinados buscando a compreensão da ocorrência destes, tomando-os como ponto de partida para diagnosticar a validade dos resultados obtidos e uma indicação das relações restantes sem explicação.

f) Validação de resultados: esta diretriz implica no fato de que a análise multivariada pode acarretar em resultados específicos apenas para a amostra e não generalizáveis para toda a população. Isto significa que o pesquisador deve atentar-se para evitar ajustes desnecessários às amostras, bem como efetivar a validação de seus resultados.

Hair (2006) também define as variáveis estatísticas como dependentes ou independentes. O autor usa estes conceitos para a classificação das

técnicas de análise multivariada, visando auxiliar na familiarização destas por parte dos pesquisadores:

a) Variáveis dependendes: possuem efeito presumido, ou resposta, a uma mudança em uma ou mais variaveis independentes.

b) Variáveis independentes: possuem causa presumida de qualquer mudança em uma ou mais variáveis dependentes.

Para classificação e definição da técnica de análise multivariada a ser utilizada, Hair (2006) usa esses conceitos, definindo, assim a natureza destas:

a) Técnica de dependência: aquela na qual uma variável, ou conjunto de variáveis, identifica-se como a variável dependente a ser predita ou explicada por outras variáveis ditas independentes.

b) Técnica de interdependência: aquela na qual nenhuma variável, ou grupo de variáveis, é definida como independente ou dependente. Nesse caso, todas as variáveis serão analisadas simultaneamente em um esforço para encontrar uma estrutura subjacente ao conjunto inteiro de variáveis ou indivíduos.

Vicini (2005) apresenta a análise fatorial como um conjunto de técnicas de análise multivariada, relacionadas para tornar os dados observados mais claros para a interpretação. Isso é feito, segundo o autor, analisando os inter-relacionamentos entre as variáveis, de tal forma que essas possam ser descritas por um grupo de categorias básicas em um número menor que as variáveis originais, denominadas fatores. Vicini (2005) também define o conceito de fator como um constructo, podendo ser: uma variável não observada, escalas, itens, ou uma medida de qualquer espécie. Os fatores, segundo o autor, explicam a variância das variáveis observadas, tal como se revelam pelas correlações entre as variáveis que estão sendo analisadas. Um dos métodos mais conhecidos, segundo o autor, para a extração dos fatores, é feito por meio da técnica de Análise de Componentes Principais, que se baseia no pressuposto de se poder definir vetores estatisticamente não correlacionados, a partir de combinações lineares dos indicadores iniciais.

3.3.2 Técnica de análise de componentes principais (PCA)

De acordo com Vicini (2005), a técnica de Análise de Componentes Principais (também conhecida pela sigla PCA – *Principal Component Analysis*) é uma técnica de análise multivariada que possibilita investigações com um grande número de dados disponíveis, possibilitando a identificação das medidas responsáveis pelas maiores variações entre os resultados, sem perdas significativas de informações.

Varella (2008) afirma que a PCA consiste em transformar um conjunto de variáveis originais em outro conjunto de variáveis de mesma dimensão denominadas de componentes principais (CP). Vicini (2005) contribui para este conceito ao afirmar que, esta transformação ocorre com a menor perda de informação possível, sendo que esta também busca eliminar algumas variáveis originais que possuam pouca informação. Tal redução, segundo o mesmo autor, só é possível se as variáveis iniciais da análise não forem independentes e possuírem coeficientes de correlação não-nulos.

Segundo Manly (2008), a técnica de PCA foi inicialmente descrita por Karl Pearson em 1901, acreditando ser esta a solução correta para alguns problemas de interesse para biométricos naquele tempo. Em 1933 Hotelling fundamentou a PCA em um artigo, segundo Mingoti (2007), com o intuito de explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório, composto de p-variáveis aleatórias, através da construção de combinações lineares das variáveis originais, as quais foram denominadas de Componentes Principais, sendo estas não correlacionadas entre si. No entanto, Manly (2008) também afirma que, apesar de Hotelling ter apresentado uma descrição de métodos práticos, os cálculos ainda eram amedrontadores para mais do que poucas variáveis por não haver recursos computacionais disponíveis. Segundo Vicini (2005), o objetivo inicial da PCA foi o de encontrar linhas e planos que melhor se ajustassem a um conjunto de pontos em um espaço p-dimensional.

Varella (2008) enfatiza a aplicação desta técnica na geração de índices e agrupamento de indivíduos, pois a PCA agrupa-os de acordo com sua variação, isto é, segundo as suas variâncias (seu comportamento dentro de sua população), representado pela variação do conjunto de características que

define o indivíduo (a técnica agrupa os indivíduos de uma população segundo a variação de suas características). Vicini (2005) também aborda aspectos práticos da aplicação da PCA ao afirmar que esta visa a geração, seleção e interpretação das componentes investigadas, procurando determinar as variáveis de maior influência na formação de cada componente, as quais serão utilizadas para estudos futuros.

Para Mingoti (2007), com a aplicação da PCA deseja-se obter uma redução do número de variáveis a serem avaliadas e interpretações das combinações lineares construídas. Em outras palavras, a informação contida nas p-variáveis originais é substituída pela informação contida em k (onde k < p) componentes principais não correlacionadas. Isto é, substituir um conjunto de variáveis correlacionadas por um conjunto de novas variáveis não relacionadas, sendo essas combinações lineares das variáveis iniciais, colocadas em ordem decrescente por suas variâncias, Var CP1 > Var CP2 >... > Var CPp. Estas novas variáveis, segundo o mesmo autor, são as componentes principais e possuem independência estatística.

De acordo com Manly (2008), a PCA é um dos métodos multivariados mais simples, cujo objetivo é tomar p variáveis X1, X2,..., Xp e encontrar combinações destas para produzir índices Z1, Z2,... Zp que sejam não correlacionados na ordem de sua importância, e que descreva a variação dos dados. A falta de correlação significa que os índices estão medindo diferentes dimensões dos dados, e a ordem é tal que Var(Z1) ≥ Var(Z2) ≥... ≥ Var(Zp), em que Var(Zi) denota a variância de Zi. Os índices Z seriam, portanto, as componentes principais.

Mingoti (2007) afirma que, uma vez determinadas as componentes principais, os seus valores numéricos, denominados escores, podem ser calculados para cada elemento amostral. Dessa forma, os valores de cada componente podem ser analisados, usando-se técnicas estatísticas usuais como análise de variância e análise de regressão, dentre outras.

De acordo com Vicini (2005), para a determinação das CPs, é necessário calcular a matriz de variância-covariância (∑) ou a matriz de correlação (R), encontrar os autovalores e, por fim, escrever as combinações lineares, que serão as novas variáveis: as CPs.

O autor descreve o esquema apresentado na Figura 1 como base para aplicação da PCA:

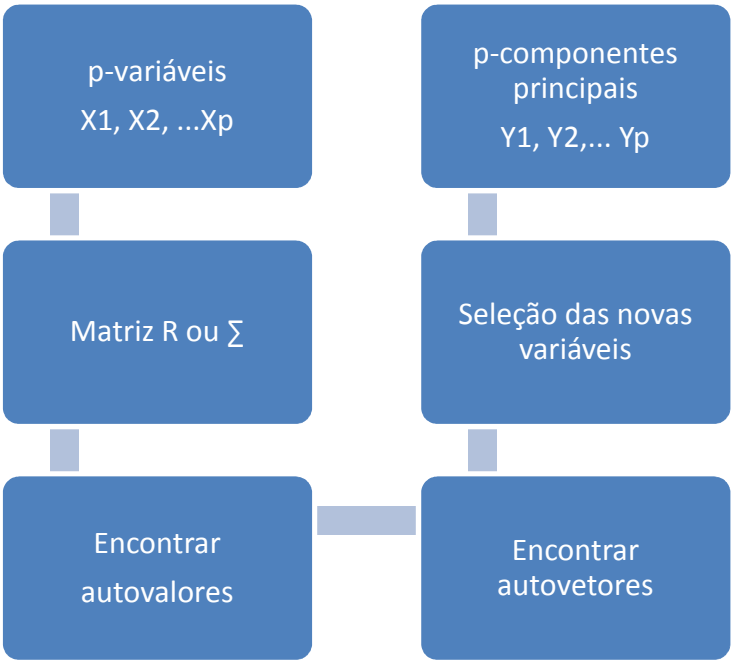


Figura 1. Esquema de aplicação da PCA
Fonte: Autor.

Manly (2008) afirma que, uma análise com a aplicação da PCA começa com dados de p-variáveis para n-indivíduos, como indicado na Tabela 1.

Tabela 1. Análise de CPs, com variáveis de X1 a Xp.

Caso	X_1	X_2	...	X_p
1	X_{11}	X_{12}	...	X_{1p}
2	X_{21}	X_{22}	...	X_{2p}
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
.	.	.	...	.
N	X_{n1}	X_{n2}	...	X_{np}

Fonte: Mainly, 2008.

Segundo o autor, o primeiro componente principal é então a combinação linear das variáveis X_1, X_2, ..., X_p tendo:

$$Z_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + ... + a_{1p}X_p$$

que varia tanto quanto possível para os indivíduos, sujeitos à condição de que

$$a_{11}^2 + a_{12}^2 + ... + a_{1p}^2 = 1.$$

O mesmo autor afirma que a variância de Z_1, $Var(Z_1)$ é tão grande quanto possível dada esta restrição sobre as constantes a_{1j}. A restrição é introduzida porque se isto não é feito, então $Var(Z_1)$ pode ser aumentada fazendo simplesmente crescer qualquer um dos valores a_{ij}.

E assim, tem-se as demais componentes principais:

$$Z_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + ... + a_{2p}X_p$$
$$Z_3 = a_{31}X_1 + a_{32}X_2 + ... + a_{3p}X_p$$
$$Z_p = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + ... + a_{pp}X_p$$

Estas são tal que $Var(Z_2)$, $Var(Z_3)$,... $Var(Z_p)$ sejam tão grandes quanto possíveis sujeitas à restrição de que

$$a_{11}^2 + a_{12}^2 + ... + a_{1p}^2 = 1$$
$$a_{11}^2 + a_{12}^2 + ... + a_{1p}^2 = 1$$
$$a_{11}^2 + a_{12}^2 + ... + a_{1p}^2 = 1$$

Por fim, são apresentados os escores que, segundo Varella (2008), são os valores dos componentes principais encontrados. Após a redução de p para k dimensões, os k componentes principais serão os novos indivíduos e toda análise é feita utilizando-se os escores desses componentes. A Tabela 2 exemplifica a organização de um conjunto de dados composto por n-tratamentos, p-variáveis e k-componentes principais e a Tabela 3 exemplifica a construção das componentes principais em n observações ou tratamentos.

Tabela 2. Dados com n-tratamentos, p-variáveis e k-componentes.

Tratamentos	Variáveis				Escores dos componentes principais			
	X_1	X_2	...	X_p	Y_1	Y_2	...	Y_k
1	X_{11}	X_{12}	.	X_{1p}	Y_{11}	Y_{12}	...	Y_{1k}
2	X_{21}	X_{22}	.	X_{2p}	Y_{21}	Y_{22}	...	Y_{2k}
.	.	.	.	.	.	.	...	.
.	.	.	.	.	.	.	...	.
.	.	.	.	.	.	.	...	.
N	X_{n1}	X_{n2}	...	X_{np}	Y_{n1}	Y_{n2}	...	Y_{nk}

Fonte: Varella, 2008.

Tabela 3. Escores da primeira PC para n tratamentos.

Tratamentos	Primeiro componente principal
1	$Z_{11} = a_{11}X_{11} + a_{12}X_{12} + ... + a_{1p}X_{1p}$
2	$Z_{21} = a_{11}X_{21} + a_{12}X_{22} + ... + a_{1p}X_{2p}$
.	.
.	.
.	.
N	$Z_{n1} = a_{11}X_{n1} + a_{12}X_{n2} + ... + a_{1p}X_{np}$

Fonte: Varella, 2008.

Mingoti (2007) faz considerações importantes referentes a PCA. A primeira delas vem do fato de que as componentes principais se alteram quando transformações são efetuadas nos dados originais, o que, consequentemente, altera a classificação final dos elementos amostrais. Chama também a atenção para o fato de que a técnica de PCA está à disposição na maioria dos softwares estatísticos mas que estes somente utilizam observações completas na análise. Isto significa que, se, por exemplo, houver n-observações amostrais e p-variáveis e, por algum motivo, o valor de uma dessas for perdido para um elemento amostral, este será automaticamente desconsiderado pelo software e a PCA será realizada com base em apenas n-1 dados amostrais. A segunda consideração do autor é a de que a PCA pode também ser utilizada como um método de seleção de variáveis, exemplificando uma medição de p = 20 variáveis e dessas se deseja selecionar as 10 mais importantes. Esta tarefa poderá ser feita analisando as CPs sequencialmente, observando em cada uma delas, as variáveis que aparecem com maiores coeficientes, em valor absoluto.

3.3.3 Escores e Loadings da PCA

De acordo com Vasconcelos (2012), em uma PCA, o agrupamento das amostras define a estrutura dos dados através de gráficos de escores e loadings, cujos eixos são componentes principais nos quais os dados são projetados. Os escores fornecem a composição das PCs em relação às amostras, enquanto os loadings fornecem essa mesma composição em relação às variáveis. Segundo o mesmo autor, como as PCs são ortogonais, é possível examinar as relações entre amostras e variáveis através dos gráficos dos escores e dos loadings. O estudo de escores e loadings ainda permite, segundo o autor, estimar a influência de cada variável em cada amostra.

3.3.4 Matriz de variância-covariância e matriz de correlação

Segundo Vicini (2005), a matriz de variância-covariância é expressa pelas ligações realizadas entre as p variáveis, tomadas duas a duas sendo, resumidas por suas covariâncias S_{ij}.

Considerando as variáveis X_1, X_2,... , X_p, o autor denota a matriz 2 como Matriz de Covariância por S:

$$S = \begin{bmatrix} Vâr(X_1) & Côv(X_1, X_2) & \cdots & Côv(X_1, X_p) \\ Côv(X_1, X_2) & Vâr(X_2) & \cdots & Côv(X_2, X_p) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ Côv(X_1, X_p) & Côv(X_2, X_p) & \cdots & Vâr(X_p) \end{bmatrix} \text{ ou } S = \begin{bmatrix} S_1^2 & S_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & S_{1p} \\ & S_2^2 & \cdot & \cdot & \cdot & S_{2p} \\ & & \cdot & \cdot & \cdot & S_{3p} \\ & & & \cdot & \cdot & \cdot \\ & & & & \cdot & \cdot \\ & & & & & S_p^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Sendo que, o conjunto de variância-covariância está representado na matriz S, chamada matriz de variância-covariância das p variáveis.

Quanto a matriz de correlação, Vicini (2005) afirma que esta é utilizada quando se necessita de uma padronização dos dados, evitando-se problemas como a influência da magnitude das variáveis. Considerando-se X_1, X_2,... ,X_p as variáveis originais, a estimativa da matriz de correlação (que é igual à estimativa da matriz de variância-covariância entre as variáveis padronizadas Z_1, Z_2,..., Z_p) é denotada pela Matriz 3 (R):

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & . & . & . & r_{1p} \\ r_{12} & 1 & . & . & . & r_{2p} \\ . & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . \\ r_{1p} & r_{2p} & . & . & . & 1 \end{bmatrix} \qquad (3)$$

Sendo que os elementos de R são obtidos conforme a equação 4:

$$r_{jj'} = r(X_j, X_{j'}) = Côv(Z_j, Z_{j'}) = \frac{Côv(X_j, X_{j'})}{\sqrt{Vâr(X_j).Vâr(X_{j'})}} \qquad (4)$$

O autor conclui afirmando que, a matriz de correlação R é recomendada quando as variáveis são medidas em escalas muito diferentes entre si, pois essa matriz é equivalente à matriz das variáveis padronizadas.

A afirmação anterior também é defendida por Andrade (2007) quando este alega ter empregado em seus experimentos a matriz de correlação R para eliminar problemas de escalas e unidades diferenciadas em que as variáveis são medidas.

Paiva (2010) também afirma ter sido necessário a utilização da matriz de correlação R em seu trabalho como base para a extração das componentes principais, tendo em vista o grande número de variáveis medidas em unidades diferentes, para a padronização das variáveis originais.

3.3.5 Seleção de variáveis através da PCA

Segundo Anzanello (2009), a identificação das variáveis de processo mais relevantes constitui tópico de fundamental importância para o monitoramento dos parâmetros de um processo produtivo, além de oferecer condições para a correta caracterização de produtos de acordo com as especificações desejadas.

O mesmo autor justifica a seleção de variáveis em processos industriais pelos seguintes aspectos: i) um modelo composto por elevado número de variáveis pode apresentar aderência satisfatória aos dados modelados, porém

não oferecem garantias em termos de predição e classificação (devido ao ruído inserido por variáveis menos relevantes); ii) a identificação de variáveis com base no conhecimento empírico de especialistas é frequentemente sujeita a equívocos; e iii) a preferência por modelos reduzidos, por demandarem menor tempo de análise e serem menos complexos.

Vicini (2005) afirma que, uma das idéias centrais da PCA consiste justamente na redução de dados a serem analisados, principalmente quando estes são constituídos de um grande número de variáveis inter-relacionadas.

Morozoni (2006) corrobora com o autor anterior ao afirmar que, a finalidade de aplicação da PCA é verificar se todas as variáveis contribuem para explicar o sistema. Caso seja observado que nem todas as variáveis contribuem na explicação do sistema, o autor afirma que se faz necessário descartar tais variáveis independentes com o objetivo de aumentar a precisão das estimativas de regressão com as variáveis retidas e reduzir o número de medidas necessárias em dados semelhantes no futuro.

Para tanto, o mesmo autor cita Mardía, Kent e Bibby (1979) os quais indicam uma maneira de descartar variáveis componentes principais: (a) determinar os autovalores e autovetores da matriz de correlação das variáveis independentes; (b) considerar o autovetor correspondente ao menor autovalor (valor absoluto), descartar, aí, a variável cujo coeficiente no autovetor tiver maior valor absoluto. O autovetor com menor autovalor é o menos importante; (c) o número de variáveis descartadas deve ser igual ao número de autovalores menores ou iguais a 0,70. Este critério também é utilizado por Paiva (2010) em seu experimento que o cita como recomendação de Joliffe (1973).

Em estudo sobre as características de produção de aves de postura, Paiva (2010) utilizou a técnica de análise multivariada por PCA para avaliar a possibilidade de descarte de variáveis de produção em uma amostra de 942 aves visando eliminar características redundantes e de difícil mensuração. Neste estudo, das 11 componentes principais geradas, oito apresentaram variância inferior a 0,7 (autovalor inferior a 0,7), o que sugeriu oito variáveis para descarte, recomendando a observação de apenas três variáveis para utilização em experimentos futuros.

Outro exemplo de aplicação da PCA para a seleção de variáveis é apresentado por Bondenmüller Filho (2010), que propôs a aplicação deste método de análise multivariada no desenvolvimento de uma metodologia de análise do sistema de produção de leite baseando-se no quantitativo intra-anual e nas características qualitativas do leite entregue pelos produtores à indústria no Brasil. Para este estudo, foram coletados dados de 1.196 produtores durante os anos 2005 e 2006, considerando, para a tipologia do sistema de produção, apenas as três primeiras componentes principais.

Em estudo sobre a qualidade da água do Rio Jaibaras, no estado do Ceará, Girão (2007) utilizou a técnica da PCA com o objetivo de identificar os parâmetros físico-químicos mais importantes na variabilidade da qualidade da água. De acordo com as conclusões obtidas por este trabalho, a análise das três componentes principais obtidas auxiliou na definição de um panorama relativo às características químicas da água, bem como as ações antrópicas sobre o manancial estudado.

3.3.6 Geração de novos índices através do emprego da PCA

Kubrusly (2001) apresenta um procedimento para estabelecer um índice I que possibilite ordenar um conjunto de n objetos, segundo critério definido por um conjunto de m variáveis. Neste método, o autor utiliza a PCA para fornecer ponderações às variáveis selecionadas, definindo seus devidos pesos estatísticos, ou seja, a participação de cada variável na construção do respectivo índice.

Quanto à definição do índice com base num conjunto de objetos O_1,... O_n que se deseja ordenar segundo características associadas à um conjunto de variáveis X_1, ..., X_p. Dessa forma, a cada objeto O_j associa-se um valor, conforme a equação 5:

$$Ij = \sum_i ai.xij \qquad (5)$$

Onde: X_{ij} = valor da i-ésima variável observada para o j-ésimo objeto; a_i = peso da i-ésima variável (importância da variável na construção do índice I).

Para a definição de um índice proposto, o mesmo autor afirma que, se faz necessário, primeiramente, selecionar variáveis para posteriormente ponderá-las. O objetivo desta modelagem, segundo Kubrusly (2001) é obter pesos que traduzam a importância de suas variáveis, sendo que estatisticamente a medida mais usada para esse fim é a variância destas. Para o autor, a PCA é um método que cria combinações lineares com a propriedade de variância máxima, extraindo o máximo de informações fornecidas pelo conjunto de variáveis selecionadas.

Na construção de índices utilizando a PCA, Kubrusly (2001) explica que a solução será tanto melhor quanto maior for à proporção da variância total contida na primeira componente C_1.

No estudo apresentado, Kubrusly (2001) exemplifica a construção de índices utilizando a PCA com seis variáveis devidamente selecionadas e observadas em 15 países latino-americanos, com o objetivo de ordená-los mediante aspectos socioeconômicos. Neste exemplo foram mantidas as duas primeiras CPs que corresponderam a 62% da variância total, sendo a primeira CP 40% da informação contida nos dados (medida pela variância). Para as ponderações das variáveis foram considerados os coeficientes de escore de C1. Isto é, seu autovetor dividido pela raiz quadrada do autovalor correspondente, determinando assim os pesos das variáveis. Com base nesses processamentos, aplicou-se a equação já mencionada para a definição dos índices para cada país analisado, possibilitando a ordenação estatística destes.

3.4 Aplicação e análise de pesquisas qualitativas

Seleme (2008) identifica o questionário como uma de muitas ferramentas para a realização de pesquisas. O mesmo autor também afirma que, aqueles que se apresentam como uma coleção de perguntas dissertativas são aqueles que solicitam do entrevistado uma análise de valor relativa ao assunto. Sendo assim, tais perguntas requerem uma formulação mais simples pelo fato de serem mais difíceis para a construção de suas respostas.

3.4.1 Análise de conteúdo

Rocha Silva (2005) cita Laville & Dionne (1999) quando afirma que este método consiste em estar de posse dos dados que poderão ser coletados a partir de entrevistas semi-estruturadas, questões abertas dos questionários ou outras ferramentas que o pesquisador julgue adequadas. Cita também Trivinos (1987) que define este método como um conjunto de técnicas de análise das comunicações, visando, por procedimentos sistemáticos e objetivos de descrição do conteúdo das mensagens, obter indicadores quantitativos ou não, que permitem a inferência de conhecimentos relativos às condições de produção. Por fim, o mesmo autor ainda afirma que, a forma numérica de apresentação dos dados permite o tratamento e a análise com a ajuda dos instrumentos estatísticos ao passo que os dados que tomam forma literal serão objeto de uma análise de conteúdo.

3.5 Controle estatístico de qualidade

Castanheira (2008) define a estatística como uma metodologia desenvolvida para a coleta, a classificação, a apresentação, a análise e a interpretação de dados quantitativos e a utilização destes dados para a tomada de decisões. O mesmo autor também conceitua os métodos estatísticos como formas para o tratamento de dados numéricos referentes a dados coletados, cujo destino é permitir que os estatísticos cheguem a conclusões sobre o que está sendo estudado.

Segundo Rosa (2009), o Controle Estatístico de Processo (CEP) tem por objetivo conhecer o processo, monitorando sua estabilidade através do acompanhamento de seus parâmetros ao longo do tempo através do estudo de das características destes de forma a fazê-los comportarem-se de certo modo. Segundo o mesmo autor, o CEP é exercido pelo produtor durante o processo produtivo, permitindo-lhe atuar de forma corretiva ou preventiva sempre que lhe for indicado.

Seleme (2008) concorda com esta ideia ao afirmar que, um processo produtivo deve ser controlado não somente na resolução de problemas e no estabelecimento de causas e efeitos, mas também na manutenção dos padrões a serem seguidos. Para isso, segundo o mesmo autor, se faz necessário diagnosticar os problemas que se apresentam e até mesmo a antecipação a estes. O mesmo autor cita Kume (1993) quando afirma que, existem muitos modos de diagnóstico de problemas nos processos. Dentre estes, a análise estatística, que é baseada em dados como a realização da análise pela identificação e pela obtenção de dados por meio de uma base amostral.

3.5.1 Estatística descritiva

Segundo Castanheira (2008), a estatística descritiva tem por objetivo descrever e analisar determinada população, sem, com isso, pretender tirar conclusões de caráter mais genérico, considerando a parte da estatística referente à coleta e à tabulação dos dados.

Rosa (2009) descreve os seguintes conceitos necessários para a aplicação da estatística descritiva:

a) População ou universo (N): conjunto dos dados sobre os quais é necessário tomar uma decisão.

b) Amostra (n): parte da população que é manipulada. A amostra deve ser representativa em relação à população.

O mesmo autor também conceitua as formas de avaliação dos dados obtidos da população ou a amostra, mediante o tipo de dado coletado:

a) Dados de atributo: possuem um caráter qualitativo, obtidos por contagem (presença ou ausência do atributo), apresentando-se sempre numa escala discreta;

b) Dados variáveis: são dos dados de caráter quantitativo. Os resultados das observações são expressos em dimensões mensuráveis, usando uma escala contínua.

Castanheira (2008) também elenca alguns conceitos importantes sobre a estatística descritiva:

a) Classes ou intervalos: agrupamentos de resultados em faixas de valores quando estes são demasiadamente grandes.

b) Limite dos intervalos, (ou classes): são os números extremos de cada intervalo ou classe.

c) Amplitude dos intervalos ou classe (A): é obtida subtraindo-se o limite superior do limite inferior de qualquer classe da série, conforme a equação 6:

$$A = Ls - Li \qquad (6)$$

Onde: Ls = Limite Superior da classe; Li = Limite Inferior da classe.

3.5.2 Média aritmética ponderada

Castanheira (2008) apresenta e conceitua as Medidas de Tendência Central de Dados, como valores que resumem os dados apresentando um ou mais valores que sejam representativos da série estudada, uma vez que representam os fenômenos pelos seus valores médios, em torno dos quais tendem a concentrarem-se os dados.

Dentre as várias medidas de tendência central, a Média Aritmética Ponderada é definida pelo mesmo autor como a aplicação da Média Aritmética Simples, porém, para dados agrupados. Ou seja, quando os dados estão agrupados numa distribuição de frequência, é usada a média aritmética dos valores x1, x2, x3, ..., xn, ponderados pelas respectivas frequências absolutas f1, f2, f3, ... fn. Isso significa, segundo o autor, que cada grandeza envolvida no cálculo da média tem diferente importância ou ocorreu um número diferente de vezes durante a coleta dos dados.

Para tanto, tem-se a Média Aritmética Ponderada através da equação 7:

$$m = \frac{\sum(Xi.fi)}{N} \qquad (7)$$

Onde i varia de 1 até n e observando que $N = \sum f$.

3.5.3 Combinação linear ponderada

Valente (2005) apresenta a Combinação Linear Ponderada como um dos varios métodos de análise multicriterial, muito empregada no auxílio a tomadas de decisão, cujo princípio está baseado nos critérios, que podem ser tanto fatores como restrições.

Segundo o mesmo autor, que cita Voogd (1983), na Combinação Linear Ponderada os fatores são padronizados para uma escala numérica comum, recebendo pesos e combinados por meio de uma média aritmética ponderada.

Para sua aplicação, Valente (2005) relata que, em seu experimento, foi necessário definir, previamente, os pesos de compensação dos fatores, que expressam a ordem de importância dos mesmos no processo de decisão.

3.5.4 Tabelas de frequência

Segundo Rosa (2009), tabelas de frequência são representações nas quais os valores da variável apresentam-se em correspondência com suas repetições. Portanto, considerando um conjunto de dados bruto, os dados podem ser, dessa forma, representados.

O mesmo autor apresenta as etapas para a elaboração de uma tabela de frequência através da Tabela 4:

Tabela 4. Elaboração de uma tabela de frequência

Procedimento	Exemplo
1. Calculo da amplitude total (a diferença entre os valores máximo e mínimo): $At = X_{max} - X_{min}$	Valor máximo = 95,15 Valor mínimo = 94,90 At = 0,25
2. Determinação do número de intervalos de classe (K) da tabela: $K = 1 + 3,3 \log N$ Em que N = número total de observações	N = 60 K = 1 + 3,3 log 60 K = 6,86
3. Cálculo da amplitude (h) de cada intervalo de classe da tabela: h = At / K	h = 0,25 / 6,86 h = 0,04

Fonte: Rosa, 2009.

3.5.5 Extração de *outliers*

Andrade (2009) cita Naes & Isaksson (1994) ao definir *outliers* como sendo observações diferentes do resto do conjunto de dados, que podem ser irrelevantes, fortemente errôneas ou anormais em alguma forma, comparadas à maioria dos dados. A mesma fonte afirma que, a eliminação dessas observações do conjunto da amostra pode melhorar, de forma significativa, os modelos na calibração dos dados. De acordo com o mesmo autor, há dois tipos de situações em que valores podem ser considerados *outliers*: a primeira está relacionado com a amostra utilizada para a obtenção dos espectros, que podem ter sofrido algum tipo de contaminação ou dano, por exemplo; a segunda situação refere-se aos erros nos valores de referência que se encontram fora do intervalo previsto para os dados em questão.

Para esta tarefa, Bodenmüller (2010) utiliza a ferramenta Box Plot em um de seus experimentos afirmando que este é mais adequado para se observar à diversidade dos dados, pois proporciona melhor visualização da base destes, identificando assim valores extremos (*outliers*) a serem excluídos para melhorar a visualização. O gráfico Box Plot é exemplificado na Figura 2.

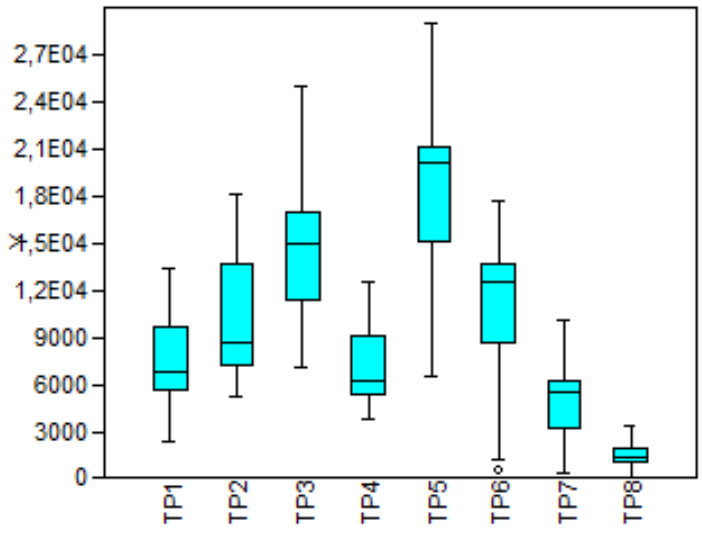


Figura 2. Gráfico Box Plot
Fonte: Autor.

De acordo com Pereira (2007), Box Plot (ou desenho esquemático) é um gráfico cuja análise oferece uma ideia de posição, dispersão,

assimetria, curtose e valores discrepantes. Para sua construção, Farias (2014) afirma que é necessária a utilização de cinco medidas estatísticas: valores mínimo e máximo, mediana e primeiro e terceiro quartil da variável quantitativa. Em sua pesquisa, ou autor utilizou tal ferramenta para a identificação outliers.

4 METODOLOGIA

De acordo com Santos (2000), três critérios podem ser utilizados para identificar a natureza metodológica deste trabalho de pesquisa: de acordo com seus objetivos; de acordo com seus procedimentos; ou segundo as fontes utilizadas na coleta de dados.

Segundo os seus objetivos, o trabalho de pesquisa realizado pode ser considerado como explicativo, uma vez que, Santos (2000) afirma que esta característica procura criar uma teoria aceitável a respeito de um fato ou fenômeno, ocupando-se da identificação dos fatores que contribuem ou determinam a ocorrência, ou a maneira de ocorrer destes. A identificação de variáveis em determinados pontos do processo produtivo, a análise do comportamento destas e sua utilização na concepção de modelos matemáticos, conforme os objetivos específicos já descritos corroboram para a caracterização explicativa do trabalho.

De acordo com os procedimentos de coleta de dados a serem aplicados, o trabalho de pesquisa realizado deve ser considerado como um estudo de caso, pois Santos (2000) define esta caracterização como a seleção de um objeto de pesquisa restrito cujo objetivo é o estudo aprofundado de um de seus aspectos característicos de um fato ou fenômeno individual. A definição da empresa frigorífica já descrita como objeto de estudo e os objetivos definidos para este trabalho de pesquisa condizem com esta caracterização.

Já com relação às fontes de informação a serem utilizadas neste estudo, considera-se também esta como pesquisa de campo. Santos (2000) define campo o lugar natural onde os fatos ocorrem e cujos dados são recolhidos *in natura*. Tal classificação da pesquisa realizada procede, uma vez que, os

processos observados, e onde foram coletados os dados, não foram controlados em prol do trabalho de pesquisa, descaracterizando-os como experimento. Além disso, o mesmo autor complementa afirmando que a pesquisa de campo ser faz por observação direta, levantamento ou estudo de caso.

4.1 Características dos processos da indústria objeto de estudo

Frigorífico Silva (2012b) emprega sua documentação interna para fins de normatização de suas operações industriais. Dentre vários documentos, apresenta-se o POP (Procedimentos Operacionais Padronizados) que constitui o Manual de BPF (Boas Práticas de Fabricação) o qual é submetido à apreciação auditorial sistemática, de obrigatoriedade legal, por diversos órgãos governamentais de fiscalização sanitária, principalmente pelo MAPA (Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento). Devido a sua natureza normatizadora, o POP também é utilizado no treinamento de novos funcionários para atuarem no ambiente industrial. É com base na análise desta documentação que se identifica as diferentes etapas do processo de industrialização da carne bovina na indústria objeto de estudo. A Figura 3 descreve as etapas do processo de industrialização.

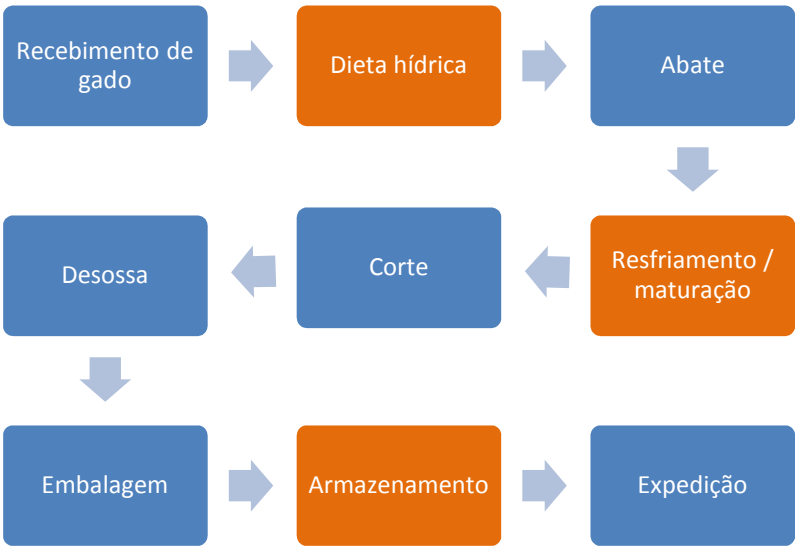


Figura 3. Processos básicos de industrialização.
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

A Tabela 5 descreve os processos listados pela Figura 3. Os processos identificados com fundo marrom remetem a armazenamento da matéria prima e/ou produto acabado enquanto que os demais constituem manufatura e beneficiamento.

Tabela 5. Descrição dos processos básicos de industrialização

Processo	Descrição
Recebimento de gado	Consiste no processo de recebimento da matéria-prima (gado bovino), conferência de documentações fiscais e fitossanitárias, definição dos lotes para abate separados por produtor e categoria de animal (boi,vaca, touro, búfalo,...) e armazenamento nos currais.
Dieta hídrica	Após o processo de recebimento de gado, os animais são submetidos à dieta hídrica por 24 horas. Isto é, nesse período não são alimentados, apenas bebendo água. Visa diminuir o volume intestinal de fezes para evitar ao máximo contaminação fecal no processo de abate.
Abate	Os animais são submetidos ao abate separados por lotes. Além de serem abatidos, outros procedimentos são executados, como a serragem de patas e chifres, esfola do couro, separação da cabeça, evisceração, serragem da carcaça ao meio, entre outros.
Resfriamento / maturação	O processo de abate gera o produto intermediário para industrialização: meias-carcaças (oriundas da serragem ao meio das carcaças dos animais abatidos). Após esse processo, as meias-carcaças são submetidas ao resfriamento e maturação (conversão do músculo em carne) por um tempo médio de 24 horas.
Corte	Este processo consiste no desmembramento das meias-carcaças em peças: dianteiros (porção dianteira da meia carcaça), costela (porção intermediária à meia carcaça) e traseiro (porção traseira da meia carcaça). Após esse processo as peças poderão ser desossadas ou mesmo comercializadas sob este formato.
Desossa	O processo de desossa realiza a desmontagem das peças (dianteiro, traseiro, costela) programadas produzindo os cortes a serem comercializados mediante a programação do Setor de PCP definida juntamente com o Setor Comercial. Nessa etapa também ocorre o processo de embalagem primária com seu devido fechamento – a vácuo ou IWP.
Embalagem	Após o processo de desossa (que efetivamente dá forma ao produto acabado), as peças são submetidas ao envase no Setor de Embalagem Secundária, utilizando embalagens para a estocagem e transporte (caixas de papelão ou retornáveis).

(Continua)

(Conclusão)

Armazenamento	Consiste em armazenar o produto acabado nas câmaras frias, podendo ser congelado (entre -32°C e -18°C) com uma data de validade para comercialização em até 24 meses, ou mantido sob resfriamento (em torno de 0°C) para comercialização imediata num prazo máximo de 60 dias.
(ConExpedição	Consiste na operação de atendimento dos pedidos de venda processados pelo Setor Comercial da empresa, efetivando os carregamentos dos produtos em caminhões providos de baús refrigerados com destino aos clientes. As equipes de expedição acessam as câmaras de estocagem de produtos acabados para o carregamento destes.

Fonte: Frigorífico Silva, 2012.

4.1.1 – Processos de desossa e embalagem secundária

Considerando os objetivos já determinados deste trabalho, os principais processos de industrialização a serem observados são os executados nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária, pois são ao longo destes que os atuais apontamentos de produção são realizados, bem como o cálculo do atual índice de produtividade adotado pela empresa: o kg-homem-hora. É conveniente, no entanto, destacar o processo no Setor de Corte, onde as peças (dianteiro, costela e traseiro) são produzidas, para uma melhor compreensão do fluxo processual. Para análise destes processos, é necessário que se leia o termo “costela” quando mencionado “ponta da agulha”, e simplesmente “traseiro” quando mencionado “traseiro serrote”. A expressão “quartos” mencionada ao longo do texto faz referência às peças traseiro e dianteiro, enquanto a costela ainda não for desmembrada do traseiro.

Frigorífico Silva (2012b) descreve detalhadamente tais processos, apresentados no ANEXO A, assim como apresenta as Figuras 4, 5 e 6 como exemplos de peças e quartos a serem processados:

Figura 4. Aspecto de quartos dianteiros bovinos
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

Figura 5. Aspectos de costelas bovinas.
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

Figura 6. Aspecto de quartos traseiros bovinos.
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

Com base nos dados levantados do Setor de Desossa, a interpretação destas informações permite conceber um esquema mais detalhado do fluxo produtivo neste setor, ilustrado na Figura 7.

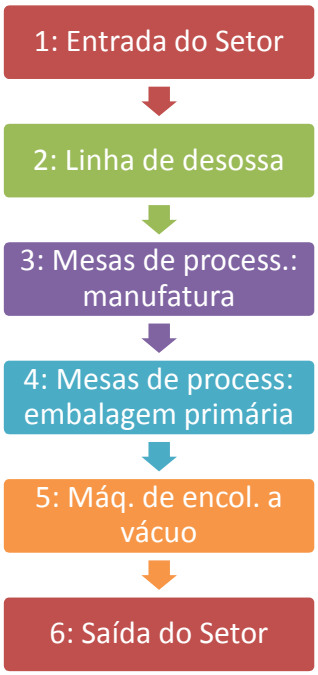


Figura 7. Fluxo de processo do Setor de Desossa.
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

A Tabela 6 descreve detalhadamente os processos listados:

Tabela 6. Processos industriais no Setor de Desossa.

Processos	Descrição
1: Entrada do Setor de Desossa	As peças (ou quartos) a serem desossadas são retiradas da câmara de resfriamento denominada “pulmão”. Neste momento suas etiquetas são lidas por um leitor de código de barras e a peça é pesada, efetivando o apontamento de entrada de matéria-prima a ser desossada. O fluxo de peças é contínuo e de um só tipo, conforme programação de produção. Isto é, não se alternam diferentes tipos de peças para processamento. Atualmente esta informação é desprezada para a apuração do atual índice de medição de produtividade
2: Linha de desossa	Consiste numa linha de funcionários desossadores, que separam os cortes das peças penduradas trazida por uma nórea (espécie de trilho para ganchos) desde a entrada do setor. O número de desossadores varia conforme o chamado “tipo de produção”, o que pode influenciar na eficiência produtiva. Esta informação é ignorada na concepção do indicador kg-homem-hora e pode, segundo colaboradores conhecedores do processo, gerar gargalo de produção. Neste caso, não há apontamento algum de produção.
3: Mesas de processamento: manufatura	Após a retirada dos cortes por desossadores, os funcionários das linhas de processamento dão o acabamento final ao produto conforme demanda do cliente definida na programação de produção. A quantidade de funcionários nas mesas também pode representar gargalo de produção. No entanto, nenhum apontamento é feito neste processo.
4: Mesas de processamento: embalagem primária	Em continuidade ao processo de manufatura nas mesas de processamento, os cortes processados são acondicionados em embalagens de polietileno juntamente com a etiqueta interna que contém informações específicas do produto. Existem dois tipos de fechamento da embalagem primária: a vácuo ou IWP. Os produtos embalados no sistema IWP são direcionados diretamente para o Setor de Embalagem Secundária, por não se aplicar fechamento a vácuo em suas embalagens primárias. Os demais produtos são conduzidos em esteiras para as máquinas a vácuo e tanques de encolhimento. Não há apontamento algum de produção neste processo.
5: Máquinas de encolhimento a vácuo	Este processamento consiste no acabamento final do produto relativo a sua embalagem primária. O número de máquinas de vácuo e tanques de encolhimento pode variar devido ao seu estado de manutenção, o que pode gerar gargalo de produção. Não há apontamento de produção neste processo.
6: Saída do Setor de Desossa	Após os cortes serem submetidos ao processo anterior, são enviados ao Setor de Embalagem Secundária para finalizar o processo de embalagem.

Fonte: Frigorífico Silva, 2012.

A avaliação da documentação apresentada por Frigorífico Silva (2012b) também permite uma descrição minuciosa dos procedimentos industriais do Setor de Embalagem Secundária, descritos na Figura 8.

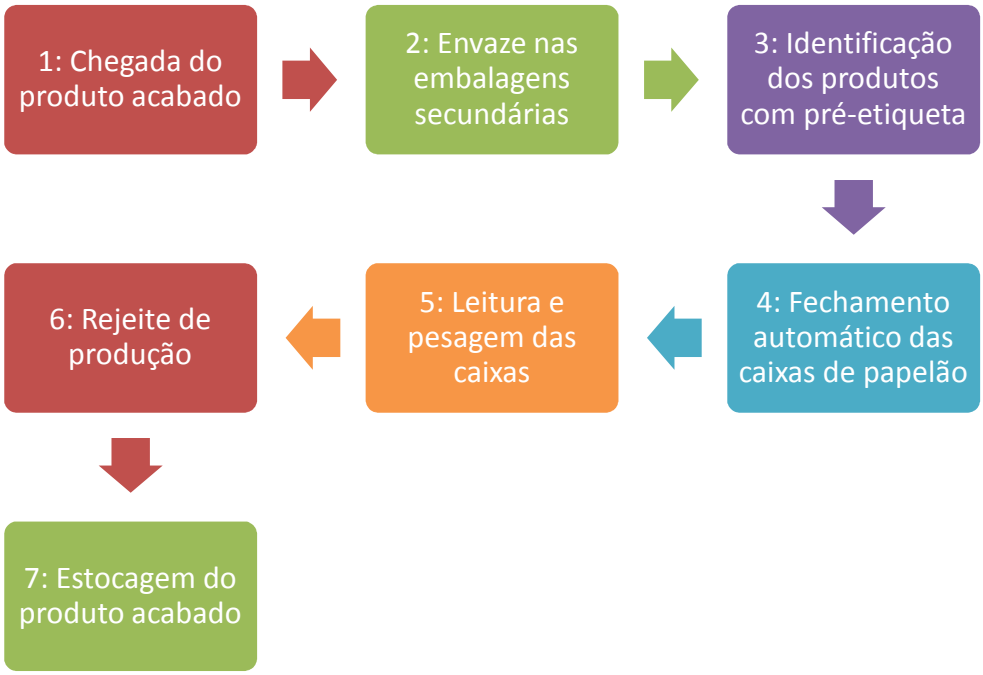


Figura 8. Processos do Setor de Embalagem Secundária.
Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

A Tabela 7 descreve os processos do Setor de Embalagem Secundária:

Tabela 7. Processos do Setor de Embalagem Secundária.

Processo	Descrição
1: Chegada do produto acabado	Os produtos acabados são transferidos do Setor de Desossa, através de esteiras e em fluxo heterogêneo, para o Setor de Embalagem Secundária, estando ao alcance dos funcionários responsáveis pelo envase das embalagens secundárias.
2: Envase das embalagens secundárias	Os produtos são acondicionados nas embalagens secundárias de modo homogêneo, por produto, na medida em que estes chegam pela esteira do Setor de Desossa. Conforme é completado o envase de uma embalagem com a devida quantidade de um determinado produto, a embalagem secundária segue o curso para finalização do processo.
3: Identificação dos produtos com pré-etiqueta	Este processo é realizado concomitantemente com o processo de envase. Consiste na identificação da embalagem com uma pequena etiqueta com um código de barras que informa o código do produto e sua descrição. Esta etiqueta é denominada “pré-etiqueta” e serve para identificar o produto contido na embalagem no momento da verificação da produção, pesagem e apontamento da produção.
4: Fechamento automático das caixas de papelão	Após o completo envase e identificação do produto contido na embalagem, as caixas de papelão são submetidas ao seu fechamento e lacre de modo automatizado.
5: Leitura e pesagem das caixas	Através da pré-etiqueta a embalagem secundária é identificada por um leitor de código de barras. Nesse momento é verificada a existência de ordem de produção para este produto e a validade do valor de peso capturado pela balança, tudo de maneira automatizada. Em caso positivo, o sistema registra a produção emitindo a etiqueta da embalagem secundária, denominada “etiqueta testeira”, contendo todos os dados do conteúdo, a ser fixada na mesma. É neste processo em que os apontamentos de produção utilizados para a concepção do kg-homem-hora são realizados.
6: Rejeite de produção	Em caso de alguma anomalia na verificação das ordens de produção disponíveis para aquele produto, mediante a leitura da pré-etiqueta, ou mesmo na captura do peso, é acionado um pistão pneumático que expurga a embalagem da esteira, não permitindo a captura do peso e a efetividade do apontamento de produção. Este dispositivo é denominado “rejeite”.
7: Estocagem do produto acabado	Após efetivação do registro de produção e devida identificação da embalagem secundária com a etiqueta testeira, a mesma é enviada para estocagem nas câmaras frias.

Fonte: Frigorífico Silva, 2012b.

4.1.2 – Tipificação da produção

De acordo com líderes e especialistas do processo produtivo da empresa objeto de estudo, o principal fator determinante da eficiência produtiva nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária está na tipificação da produção a ser realizada durante uma jornada de trabalho. Frigorífico Silva (2012c) apresenta o Relatório de Distribuição de Carcaças, documento que descreve os resultados de classificação da matéria-prima gerada no processo de abate, o qual apresenta uma distribuição das peças disponíveis (dianteiros, costelas e traseiros) para serem desossadas em diversas categorias. Isto implica no fato de que, cada tipo de peça é desossada separadamente e conforme uma ordem de classificação definida na programação de produção elaborada pelo Setor de PCP da empresa (gerando as chamadas Ordens de Produção - OP).

Bragatto (2008) explica melhor as classificações realizadas no processo de abate das carcaças quando afirma que, devido a diversidade de características da matéria-prima (sexo, idade e raça dos animais, entre outros), há a necessidade de se aplicar as chamadas “tipificações” nestas. Para o mesmo autor, a tipificação de carcaças é um sistema de classificação capaz de enquadrar a matéria-prima em categorias definidas por critérios técnicos, como cobertura de gordura, idade e sexo do animal, peso ao abate e conformação de carcaça.

São exemplos de classificações apresentadas pela fonte: traseiros Angus, traseiros Hereford, traseiros Novilhos, costelas Angus, costelas Hereford, costelas Novilhos, dianteiros Angus, dianteiros Hereford e dianteiros Novilhos. Cada uma das classes mapeadas é destinada ao processo de desossa em um determinado momento para a produção específica de produtos acabados (PAs), conforme programação de produção elaborada pelo Setor de PCP e encaminhada aos setores produtivos de Desossa e Embalagem Secundária, conforme consta em Frigorífico Silva (2012d). São exemplos de PAs: maminha Angus, maminha Hereford, maminha Novilho, alcatra Angus, alcatra Hereford, alcatra Novilho, picanha Angus, picanha Hereford, picanha Novilho.

O ANEXO B traz uma tabela que relaciona os dados listados por Frigorífico Silva (2012c). Nela estão relacionados exemplos de carcaças produzidas no processo de abate de um determinado dia e distribuídas entre categorias, programas de abate, classificações e tipificações de carcaça (dentição e cobertura de gordura) para serem processadas conforme definição de mercados e especificação de clientes. Apresenta também a distribuição de peças (dianteiros, costelas e traseiros), dando a entender que estas são oriundas do desmembramento das carcaças (1 carcaça = 2 meia-carcaças = 2 dianteiros + 2 costelas + 2 traseiros). Nota-se também a distribuição das peças produzidas conforme a dentição (identificação da idade pela formação dentária dos animais) e cobertura de gordura, informações estas apontadas também durante o processo de abate dos animais.

Com base nesta distribuição o Setor de PCP monta sua programação de produção para o processamento de peças (ou quartos), definindo ordens de produção (OP) a serem executadas. Exemplifica-se três OPs para a produção dos PAs, conforme segue:

OP 01: 22 traseiros MACHO LG Programa Hereford Dentição 1 Gordura 3

OP 02: 90 traseiros MACHO LG Programa Angus Dentição 2 Gordura 3

OP 03: 26 dianteiros FEMEA LG Programa Terneiro Dentição 1 Gordura 3

Conclui-se, portanto, que nunca diferentes tipos de peças e/ou diferentes classificações destas são processadas ao mesmo tempo, tendo isto por objetivo controlar a produção que se está realizando.

Entretanto, não apenas o detalhamento do tipo de peças a serem processadas no Setor de Desossa é observado para a definição do chamado “tipo de produção”, mas também a complexidade de manufatura dos produtos acabados (cortes) a serem produzidos, dependente do mercado ou cliente ao qual está destinado. Esta afirmação é constatada em Frigorífico Silva (2012d) ao apresentar a relação de produtos a serem produzidos mediante critérios descritos em documentos, como as chamadas “fichas técnicas”, onde são descritos os padrões de cada produto mediante exigências de mercados e clientes.

Esta especificidade é identificada quando um cliente deseja determinados cortes (exemplo: filé mignon ou picanha) com características

específicas (exemplo: mais ou menos gordura, mais ou menos “sujo”, com raça de gado específica, entre outros), o que pode demandar mais ou menos esforço de produção, bem como a disponibilidade de peças com classificação própria para a desossa, refletindo na eficiência produtiva dos setores em questão. Para cada caso específico de industrialização de um PA denota-se um cadastro com código próprio de produto listado na programação de produção definida pelo Setor de PCP em conjunto com o Setor Comercial e repassada aos setores produtivos de Desossa e Embalagem Secundária.

O ANEXO C apresenta uma tabela que exemplifica uma programação de produção baseada nas OPs de desossa de peças para a produção dos PAs, conforme descrição em Frigorífico Silva (2013d). Estes são indexados por seus códigos de cadastro, os quais são definidos e organizados conforme mercado de destino ou cliente, o que determina as especificações no momento da produção destes.

Sendo assim, conclui-se que, é através do cadastro de PAs e a programação destes para suas devidas produções, que se reflete a tipificação da produção planejada em mais ou menos complexa, exigindo assim mais ou menos esforço de produção.

4.1.3 – Observações quanto a aplicação do indicador kg-homem-hora

Em conversa informal com líderes e especialistas do processo produtivo verificaram-se características dos processos desconsideradas na apuração do atual indicador de produtividade utilizado, tais como:

a) Carne com osso processada: o processo de desossa consiste, basicamente, na desmontagem de três peças: dianteiro, traseiro e costela. Cada uma dessas peças possui forma de desossa (desmontagem) e rendimento diferenciado. Como uma jornada de produção é programada conforme a quantidade, tipo e classificação de peças a serem desossadas, bem como o tipificação de produção de PAs, a quantidade de produto industrializado varia, o que não ilustra a eficiência produtiva do setor.

b) Número de funcionários: a apuração do número de funcionários envolvidos no processo produtivo dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária não é apurado devidamente pois o resultado exato dá-se apenas 24 horas após a jornada de trabalho com o tratamento do ponto dos funcionários. Além disso, são desconsiderados os remanejos de funcionários de outros setores, como os do Setor de Abate em dias em que não há matança de animais.

c) Tipo de produção: conforme já descrito, a produção diária também é caracterizada pelo tipo de produtos a serem produzidos. Um bom exemplo é quando se realiza uma produção baseada nos “programas de abate”, como os programas Hereford e Angus os quais a produção é acompanhada por certificadores das associações de criadores de gado das respectivas raças com o objetivo de garantir a credibilidade no produto final, o que demanda uma complexidade maior para com o processo e, com isso, uma redução no ritmo de produção e consequentemente diminuição na quantidade de produto industrializado, invalidando o indicador atualmente utilizado. Assim como as produções programadas para exportação (mercado externo), onde a padronização de uma jornada inteira de trabalho para a desossa de poucos tipos de peças e produção em poucos códigos de produtos acabados agiliza a produção, variando os resultados do atual indicador.

d) Reprocesso: conforme já descrito, são aceitos reprocessos durante a programação de produção, o que demanda tempo e esforço de produção. O reprocesso é mal computado no atual indicador, o que compromete o resultado do mesmo.

e) Identificação de gargalos: alguns gargalos de produção podem ser identificados, retardando o processo produtivo, porem não de responsabilidade dos funcionários envolvidos, tais como: pane em máquinas de embalar à vácuo, danos em esteiras e balanças, má formação da linha de desossadores, entre outros. Nenhum dos casos exemplificados é atualmente considerado na concepção e aplicação do indicador kg-homem-hora.

4.2 Avaliação do atual indicador de produtividade

Esta etapa teve por objetivo formalizar e estruturar devidamente as justificativas deste trabalho quanto à criticidade do atual indicador de produtividade utilizado pela empresa. Para tanto, aplicou-se um questionário junto a alguns gestores e colaboradores internos e externos da empresa, participes e/ou profundos conhecedores do processo produtivo, com o objetivo de registrar e elucidar as argumentações quanto às contestações sobre o indicador kg-homem-hora, bem como as sugestões de melhorias relativas às medições de esforço produtivo dos setores atualmente envolvidos.

O respectivo questionário teve as seguintes questões:

1) Você tem conhecimento sobre o indicador kg-homem-hora adotado pela empresa e sua aplicação?
2) Na sua opinião o indicador kg-homem-hora apurado reflete devidamente a eficiência produtiva dos setores envolvidos em seu cálculo? Por que?
3) Você possui alguma sugestão para tornar o indicador kg-homem-hora mais preciso quanto ao seu objetivo (apurar a eficiência produtiva dos setores de desossa e embalagem)? Quais?
4) Mediante ajustes, você considera o kg-homem-hora um instrumento eficiente ou acha que uma nova forma de medição de desempenho produtivo deva ser desenvolvida para tal fim?

A expectativa gerada em torno da realização desta etapa foi a de se obter um melhor esclarecimento e compreensão da problemática envolvida na apuração da produtividade da indústria frigorífica objeto de estudo, bem como endossar a iniciativa de construção de um novo índice de eficiência produtiva.

O respectivo questionário foi aplicado junto a dezesseis pessoas, sendo estas pertencentes ao quadro de funcionários da empresa ou prestadoras de serviços de consultoria junto a mesma. Embora diminuto, o número de entrevistados representa perfeitamente diferentes setores e processos, sejam eles de caráter industrial ou administrativo, que, de modo direto ou indireto, participam na construção do atual indicador de produtividade ou o utilizam em suas atividades diárias.

É, conveniente afirmar que, embora a grande maioria dos funcionários e agregados à empresa saibam da existência e aplicação do indicador de produtividade atual, estes não possuem plenas condições de gerarem opiniões a respeito de sua metodologia de apuração. Isto se deve ao fato de que muitos não possuem a visibilidade necessária das tarefas que compõem o processo produtivo em questão para a formulação de uma opinião crítica a respeito. Explica-se, portanto, o número sucinto de apenas dezesseis entrevistados, todos estes gestores, especialistas ou agentes experientes nos processos em questão.

4.3 Identificação das variáveis de processo

Nesta etapa, realizou-se a identificação de variáveis de processos, relacionadas com a eficiência produtiva dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária na empresa frigorífica em estudo, onde atualmente é medido o desempenho produtivo pelo atual indicador utilizado.

Primeiramente, realizou-se uma releitura da primeira etapa deste trabalho (item 4.1) buscando identificar pontos na construção do indicador atualmente utilizado contestáveis passíveis de serem desconsiderados ou mesmo remodelados.

Foram realizadas, também, os seguinte procedimentos: estudo na documentação alusiva aos processos dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária; estudo do fluxo de informações entre o Setor de Planejamento e Controle de Produção (PCP) e as lideranças dos setores produtivos envolvidos (Desossa e Embalagem Secundária) e; análise criteriosa do cadastro de produtos acabados e suas devidas fichas técnicas. Todas estas também foram apoiadas por entrevistas de colaboradores especialistas da empresa, capazes de auxiliar na compreensão dos processos e identificação de variáveis.

Nesta etapa também foram definidos, na medida do necessário, os pesos de cada variável estatística identificada, além da transformação de variáveis não métricas em variáveis métricas (variáveis dicotômicas, segundo Hair (2006)).

4.4 Coleta e definição da matriz de dados

A formação das matrizes de dados originais para análise foi realizada através das observações das variáveis estatísticas identificadas durante o processo produtivo dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária mapeadas na etapa anterior, cujas fontes foram:

a) Banco de dados do sistema ERP (*Enterprise Resource Plainning* – também conhecido por Sistema de Gestão Corporativa), cujos dados a serem utilizados são procedentes da captura, controle e processamento em diversas rotinas de trabalho já implementadas dentro e fora dos setores produtivos em estudo.

b) Observação *in loco* contínua de determinados pontos dos processos envolvidos.

As observações das variáveis mapeadas e coleta de dados ocorreram num período contínuo, compreendendo os meses de setembro, outubro e a primeira quinzena de novembro, constituindo a matriz original de dados.

4.5 Aplicação de técnicas de análise multivariada

Os dados coletados foram analisados empregando a técnica de Análise de Componentes Principais (PCA).

Visou-se, com a utilização desta técnica, compreender o comportamento das variáveis estatísticas mapeadas nos processos industriais tomados, identificando aquelas com maior influência na eficiência produtiva dos mesmos para posterior abstração daquelas com menor carga de variância estatística e utilização das mais importantes na aplicação de um modelo matemático a fim de se obter o índice de produtividade proposto. Para suportar o emprego de tal técnica de análise multivariada, utilizou-se o software estatístico de caráter freeware PAST (*Palaeontological Data Analysis) (PAST, 2014).*

4.6 Aplicação do modelo matemático

Determinadas as variáveis que mais influenciam estatisticamente nos processos industriais em estudo, utilizaram-se estas na aplicação do modelo matemático descrito no item 3.4.5, capaz de fornecer um resultado quantitativo a fim de ilustrar a eficiência produtiva destes.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Avaliação do atual indicador de produtividade

Devido ao fato da natureza das questões do questionário (de acordo com o item 4.1) aplicado ser subjetiva, se fez necessário que as respostas destas fossem analisadas visando a geração de resultados quantificados para uma melhor interpretação destes. Com a aplicação do método da Análise de Conteúdo (discutido no item 3.5.1) sobre os dados obtidos pelo questionário, realizou-se a quantificação dos resultados que primeiramente eram de natureza qualitativa. O método foi aplicado individualmente para cada questão, quantificando suas respostas e gerando quatro tabelas para exposição dos resultados.

De um total de 16 entrevistados, apresentam-se as Tabelas 8, 9, 10 e 11 como resultados, de acordo com cada questão:

1) Você tem conhecimento sobre o indicador kg-homem-hora adotado pela empresa e sua aplicação?

Tabela 8. Aplicação de questionário referente à primeira questão.

Respostas	Entrevistados
Sim: apenas os objetivos	6
Sim: conhecimento do método	7
Sim: apenas a forma de calculo	1
Não	2

Fonte: Autor.

2) Na sua opinião, o indicador kg-homem-hora apurado reflete devidamente a eficiência produtiva dos setores envolvidos em seu cálculo? Por que?

Tabela 9. Aplicação de questionário referente à segunda questão

Respostas	Entrevistados
Sim: parcialmente	5
Não: não considera todas as variáveis	7
Não: apuração dos dados contestada	1
Sim: plenamente	0
Não sabe:	3

Fonte: Autor.

3) Você possui alguma sugestão para tornar o indicador kg-homem-hora mais preciso quanto ao seu objetivo (apurar a eficiência produtiva dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária)? Quais?

Tabela 10. Aplicação de questionário referente à terceira questão

Respostas	Entrevistados
Sim: considerar mais variáveis	6
Sim: considerar rendimento humano	5
Não	4
Sim: considerar setores de apoio	1

Fonte: autor.

4) Mediante ajustes, você considera o kg-homem-hora um instrumento eficiente ou acha que uma nova forma de medição de desempenho produtivo deva ser desenvolvida para tal fim?

Tabela 11. Aplicação de questionário referente à quarta questão

Respostas	Entrevistados
Sim: mediante estudo do atual sistema de produção	4
Sim: mas sem idéia de melhorias	5
Não: deve ser criado um novo método	5
Não sabe	2

Fonte: Autor.

Após os trabalhos de quantificação dos resultados do questionário aplicado, verificou-se, mediante a análise destes, o endosso do conceito tácito existente entre os gestores, colaboradores e especialistas dos processos objeto de estudo relativo ao atual indicador de produtividade: “existe um forte

questionamento quanto sua fidedignidade para representar o desempenho produtivo dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária".

Em síntese, a maioria dos entrevistados critica o fato de algumas variáveis de processo, tidas por eles como essenciais na medição da produtividade dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária, não estejam sendo consideradas na apuração do atual indicador, sugerindo a consideração destas para o seu refinamento. Ainda assim, a maioria dos entrevistados julga necessária a construção de um novo dispositivo indicador de produtividade que demonstre com mais fidedignidade o desempenho industrial nos setores em estudo.

Os resultados obtidos nessa etapa de implementação deste trabalho endossam as justificativas quanto a este no momento em que se está propondo a aplicação de métodos de análise multivariada para se considerar um grande número de variáveis heterogêneas e independentes, a seleção e a aplicação destas na construção de um novo indicador de eficiência produtiva.

5.2 Identificação das variáveis de processo

5.2.1 Variáveis identificadas na avaliação do atual indicador de produtividade

Ao realizar o devido cruzamento da análise do modelo de concepção do kghh com a releitura da avaliação do referido indicador, constatou-se a existência de aspectos produtivos que poderiam ser observados, assim como revisados, para as medições dos processos envolvidos, identificando-os como variáveis de processo dos mesmos. Ao analisá-los, também se constatou que muitos destes podem representar gargalos no fluxo do processo produtivo. São estes:

a) Apontamento único de jornada de trabalho dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária: é nítido o fato de que, dependendo dos tipos de cortes

que estão sendo processados no Setor de Desossa, bem como o “tipo de produção” vigente, o ritmo do fluxo de produção é alterado e varia em relação ao do Setor de Embalagem Secundária. Ou seja, vê-se a necessidade do apontamento da jornada de trabalho de cada setor em separado, ao invés de conjunto como é atualmente feito, podendo, futuramente, avaliar e corrigir gargalos de produção provenientes desse aspecto.

b) Apontamento único do número de colaboradores dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária: assim como as jornadas de trabalho, vê-se também a necessidade de se observar o número de colaboradores de cada um dos setores em separado, pois uma relativa proporção de colaboradores deve ser observada entre um setor e outro para a garantia de um fluxo contínuo de processo sem a existência de um possível gargalo de produção.

c) Número de desossadores na linha de desossa: esta é uma variável que foi identificada com facilidade, mas que não é observada durante a concepção do kghh. A variação do número de desossadores pode implicar numa lentidão ou agilidade no processo produtivo do Setor de Desossa, interferindo na velocidade de produção do Setor de Embalagem Secundária e consequente distensão de sua jornada de trabalho. Identifica-se como um possível gargalo do fluxo de processo. A linha de desossa consiste no desmonte das peças em processo e fornecimento dos cortes às mesas que efetivam o acabamento dos mesmos de acordo com o “tipo de produção” vigente.

d) Número de máquinas de embalagem a vácuo: é de consenso entre gestores e especialistas que a indisponibilidade, mesmo que brevemente, de uma das quatro máquinas de embalagem a vácuo (também conhecidas por “túneis de encolhimento a vácuo”), pertencentes ao fluxo do processo no Setor de Desossa, pode gerar outro gargalo de produção, pois interferiria na velocidade de produção do Setor de Embalagem Secundária e consequente distensão de sua jornada de trabalho.

e) Envase do produto acabado em caixas pardas ou plásticas (brancas): no Setor de Embalagem Secundária, os PAs podem ser envasados em caixas de papelão (pardas) que ainda sofrem um processo automatizado de fechamento de sua tampa, ao contrário do envase em caixas plásticas (brancas)

retornáveis. Mesmo que de forma automatizada, o acabamento final nas caixas pardas gera uma diferenciação na agilidade do processo produtivo deste setor.

Verificou-se, portanto, a importância de se fazer o mapeamento de variáveis de produção em cada setor envolvido de forma individual, a fim de se projetar um indicador de eficiência produtiva mais coerente com a realidade industrial. Evita-se, com isto, considerar um setor menos produtivo em detrimento de outro, mesmo que a proposição de construção de um novo indicador contemple ambos.

5.2.2 Identificações de variáveis na análise de documentação interna para gestão industrial

O Setor de Planejamento e Controle de Produção (PCP) da empresa possui vasta documentação interna construída com o intuito de viabilizar suas atividades de programação e controle dos processos produtivos em estudo. Esta documentação é muito rica, embora a maioria desta esteja em meio eletrônico, não sujeita a qualquer tipo de auditoria ou aferição, sendo destinada exclusivamente para a gestão produtiva.

Juntamente com as tarefas anteriores, a análise de documentação para gestão industrial auxiliou na elucidação de um aspecto importante o “tipo de produção”.

Os tipos de produção influenciam diretamente na eficiência produtiva dos setores em estudo. Sendo assim, se fez necessário que os devidos níveis de complexidade na manufatura dos PAs devessem ser mapeados e identificados, para considerá-los na construção do índice de medição de eficiência produtiva, o que atualmente não é feito.

5.2.3 Definições dos níveis de complexidade de produção

O processo de definição dos níveis de complexidade de produção dos PAs teve por objetivo equacionar e definir quantitativamente o conceito do “tipo de produção” e envolveu a análise de variáveis inerentes ao processo fabril que determinam, em modo conjunto, seu nível de complexidade quanto à manufatura destes.

Utilizando os conceitos relativos aos métodos de aplicação de Média Aritmética Ponderada e Combinação Linear Ponderada, uma série de providências foram tomadas junto ao cadastro de PAs da empresa para posterior processamento estatístico a fim de obter os níveis de complexidade e, assim, ponderar a classificação de cada PA.

Primeiramente, variáveis foram identificadas junto à equipe do Setor de Planejamento e Controle de Produção (PCP) durante a análise de sua documentação interna as quais devem ser observadas na elaboração de cada PA. Assim, foi criada, juntamente ao cadastro de cada um destes, uma série de novos campos de dados a serem preenchidos relativos às novas variáveis que descreverão seu grau de complexidade de produção.

Atualmente, a indústria frigorífica bovina utiliza um cadastro com mais de 1.700 PAs disponíveis para a programação de sua produção. Constatou-se nesse momento, a necessidade de se realizar um trabalho de modelagem de dados junto ao respectivo cadastro visando uma objetiva medição do grau de complexidade de produção.

Para tanto, tomou-se a estrutura atual de dados do cadastro de PA. Dentre inúmeros campos originalmente existentes neste, muitos de natureza contábil, fiscal e comercial, considerou-se para a implementação desta etapa os seguintes, conforme a Tabela 12:

Tabela 12. Estrutura original do cadastro de PA

Nome do Campo	Descrição
Código	Código único de identificação interna do produto acabado a ser produzido
Descrição	Descrição do produto acabado a ser produzido.
Família	Código que agrupa produtos em famílias. Este agrupamento determina informações de destinação de mercado além de contribuir com a determinação de padrão e complexidade de produção.
Corte de origem	Determina o corte de origem do produto acabado. Basicamente os cortes podem ser (T)traseiro, (D)dianteiro, (C)costela e (R)recorte. Os cortes de origem influenciam diretamente na medição do grau de complexidade de produção.
Embalagem primária	Código respectivo ao cadastro da embalagem primária (em contato direto com o produto). Basicamente é utilizado para apurar a tara primária do produto em elaboração. Este cadastro também auxiliará na determinação do grau de complexidade de produção de acordo com o tipo de embalagem primaria a ser utilizada podendo ser (V)vácuo, (I)IWP ou (S)saco. Dependendo de cada tipo os processos de aplicação das embalagens podem ser mais ou menos trabalhosos.
Segunda unidade de medida	É a segunda unidade de medida utilizada aos produtos de PA. Devido a implicações comerciais, fiscais e contábeis a primeira unidade de medidas é o kg reservando a segunda para definir o tipo de envase. Os Setores de Desossa e Embalagem Secundária produzem PAs para envase em caixas sendo necessário a filtragem da produção pela segunda unidade de medida, no caso (CX) caixa.

Fonte: Autor.

A partir deste conjunto inicial, novos atributos foram adicionados ao cadastro de produtos com o objetivo de descrever qualitativamente a complexidade de produção de cada PA (reconhecidos como variáveis dicotômicas, conforme descrição no item 4.2). Estes atributos foram apurados junto à equipe do Setor de PCP com o objetivo de auxiliar na construção dos níveis de complexidade de produção. Complementou-se, portanto, a lista de campos a serem preenchidos no cadastro de produtos, conforme a Tabela 13:

Tabela 13. Complementação da estrutura original do cadastro de PA

Nome do Campo	Descrição
Grau de padronização	Determina o grau de padronização exigido por cada cliente. Dependendo do PA a ser produzido este pode ser maior ou menor, influenciando diretamente na complexidade de sua manufatura.
Grau de limpeza do produto	Determina o grau de limpeza do produto (retirada de excessos de gordura, membranas ou enervação da carne) de acordo com a produção determinada, o que influencia diretamente na complexidade de sua manufatura.
Utilização do Skinner	Determina a utilização do equipamento *Skinner* responsável pela retirada de camadas finas de gordura do produto em elaboração. A utilização deste equipamento influencia no grau de complexidade de produção.
Tipo de manufatura	Determina se o produto será produzido sob a forma de peça inteira ou porcionado. Em modo porcionado existe um esforço maior de manufatura o que influencia diretamente na complexidade de produção do PA.

Fonte: Autor.

Desta forma, obteve-se uma nova estrutura de dados que forma o cadastro referenciado. No entanto, praticamente todas estas variáveis são de natureza qualitativa, sendo necessária a conversão das observações destas em modo quantitativo a fim de se analisar estatisticamente seus valores para a proposição de níveis de complexidade de produção. Chiesa (2002) utiliza este método na quantificação de variáveis de natureza qualitativa para o processamento estatístico de suas observações realizando uma classificação quantitativa destas.

Assim, tem-se:

a) Família de produtos: No cadastro de famílias de PAs foram definidos pesos quantitativos para cada um de seus registros com o objetivo de refletir o grau de complexidade, cuidado e morosidade na manufatura do PA pertencente à família. Estes pesos podem variar numa faixa de valores de 1 a 5, conforme descritos na Tabela 14:

Tabela 14. Famílias de Produtos Acabados e seus pesos estatísticos

Família de Produtos	Pesos Estatísticos
NOVILHO JOVEM Z...	4
SUPER PRECOCE Z...	4
HEREFORD Z...	4
NOVILHO JOVEM Z... – SELO	4
CH	3
C...	3
A...	4
W...	2
UC	2
HK	2
CAM…	3
Z… ANGUS	5
BEST BEEF ANGUS	5
BEST BEEF HEREFORD	5
TF	2
BEST BEEF LISTA GERAL	3
TERNEIRO	4
TERNEIRO Z...	4
NOVILHO	4
BEST BEEF BRANGUS	3
BOUTIQUE BEST BEEF	5

Fonte: Autor.

b) Corte de origem: São de conhecimento que os tipos de peças a serem desossadas possuem diferentes níveis de complexidade e rendimento de produção. De maneira quantitativa, os cortes podem ser considerados com os pesos: 3 para (T)traseiro (mais complexo); 2 para (C)costela; e 1 para (D)dianteiro e recorte (menos complexos).

c) Embalagem primária: O código de embalagem primária apontado no cadastro de PAs remete ao grau de complexidade de sua aplicação. Assim, quantitativamente, esta variável pode assumir o peso conforme: 3 para (V)vácuo; 2 para (I)IWP; e 1 para (S)saco.

d) Grau de padronização: Consiste em definições de acabamento do PA. Quantitativamente, o grau de padronização poderá ter pesos que variam numa faixa de 1 até 4.

e) Grau de limpeza do produto: Também é uma definição de acabamento de PA. Quantitativamente o grau de limpeza de um PA poderá ter pesos que variam numa faixa de 1 até 4.

f) Utilização do Skinner: A utilização do Skinner será apontada quantitativamente em valores 0 (não utiliza) ou 1 (utiliza).

g) Tipo de manufatura: O tipo de manufatura também poderá ser apontado quantitativamente com valores de 0 (peça inteira) ou 1 (porcionado).

É necessário considerar que, cada uma destas variáveis a serem utilizadas na construção de níveis de complexidade de produção dos PAs possui maior ou menor influência quanto a eficiência de produtividade no processo de manufatura destes, o que levou à construção uma segunda tabela com pesos estatísticos para cada variável, referindo-se o grau de influência de cada uma destas na complexidade do processo de produção. Esta providência é baseada no exemplo descrito por Chiesa (2002) que atribui pesos estatísticos às variáveis dos indicadores utilizados em seu estudo de acordo com seu grau de importância considerado. Para esta tarefa, recorre-se ao exemplo apresentado por Valente (2005) que cita diversos autores, como Eastman et. al.(1993) e Malczewski (1999), ao propor o emprego da Técnica Participatória (reunião de diversos gestores e especialistas dos processos envolvidos) para auxiliar na definição dos critérios e pesos, denominando, por fim, estes de fatores.

Assim, tem-se a Tabela 15:

Tabela 15. Campos complementares com seus devidos pesos estatísticos

Peso	Variável
7	Família de produtos
6	Grau de padronização
5	Grau de limpeza
4	Corte de origem
3	Utilização do Skinner
2	Tipo de manufatura
1	Embalagem primária

Fonte: Autor.

5.2.3.1 Definição do conjunto de códigos de PA a serem medidos.

Embora o cadastro atual de PAs possua um conjunto de mais de 1.700 códigos, é de conhecimento que nem todos estes são freqüentemente utilizados em programações de produção, além do fato de muitos estarem inativos ou em desuso pelos Setores de PCP e Comercial da empresa. Desta forma, elaborou-se uma criteriosa análise no banco de dados da empresa que apurou os códigos de PAs utilizados na programação de produção de 4 meses (fevereiro, março, abril e maio deste ano), o que reduziu este conjunto para 498 códigos utilizados. Com este conjunto de códigos iniciou-se o processo de construção dos níveis de complexidade de produção.

A apuração deste conjunto de dados, bem como a sua redução, foi feita mediante acesso direto ao SGBD (Sistema Gerenciador de Banco de Dados) utilizado pela empresa junto ao seu sistema ERP através da construção de consultas a este no formato de script em linguagem SQL (*Structure Query Language* – Linguagem de Consulta Estruturada), nativa deste.

A Tabela 16 apresenta uma amostra de códigos de PAs, para exemplificação, com os devidos atributos incorporados aos seus cadastros, com seus valores já em formato qualitativo.

Tabela 16. Amostra de PAs com a aplicação de pesos estatísticos estabelecidos

Produto	Familia	Padronização	Limpeza	Corte	Skinner	Manufatura	Embalagem
2255	5	4	4	3	1	0	3
5617	5	4	4	3	1	0	3
6171	5	4	4	3	1	0	3
6988	4	1	1	1	0	0	3
6989	4	1	1	1	0	0	3
2419	3	4	4	3	1	0	3
7247	3	4	4	3	1	0	3

Fonte: Autor

Excluindo-se a coluna de código dos produtos, aglutinaram-se os valores quantitativos das variáveis em igualdade empregando também scripts de SQL, o que reduziu o conjunto de dados de 498 para 186 linhas, formando, primeiramente, o que se pode denominar de “faixas de complexidade de produção”.

A Tabela 17 exemplifica a aglutinação do conteúdo da Tabela 16 em valor de igualdade, reduzindo esta de 7 para 3 linhas. Notam-se as tabelas, tanto a Tabela 16 quanto a Tabela 17, já com as variáveis em ordem de peso estatístico (na faixa de 7 a 1):

Tabela 17. Aglutinação de registros em valores de igualdade

Familia	Padronização	Limpeza	Corte	Skinner	Manufatura	Embalagem
5	4	4	3	1	0	3
4	1	1	1	0	0	3
3	4	4	3	1	0	3

Fonte: Autor.

É com base, portanto, nessa tabela de “faixas de complexidade de produção” que os PAs produzidos tiveram seus níveis de complexidade apurados.

Como ferramenta auxiliar de organização, processamento e armazenamento de dados para esta e demais tarefas subsequentes, utilizou-se o software Microsoft Excel 2007.

5.2.3.2 Normalização da tabela de valores de complexidade de produção

Após a definição da tabela de valores de complexidade de produção, o processo de normalização destes foi realizado. Esta providência foi necessária pelo fato de que os pesos estatísticos dos atributos não são homogêneos entre si, fazendo com que os resultados estatísticos se distorçam ao final da classificação, a exemplo do tratamento dado por Chiesa (2002) às variáveis para seu estudo, bem como apresentado por TROCADO (2014).

A Tabela 18 ilustra a distorção estatística:

Tabela 18. Atributos qualitativos e suas faixas de valores estatísticos.

Variável	Faixa
Família	1 – 5
Padronização	1 – 4
Limpeza	1 – 4
Corte	1 – 3
Skinner	0 – 1
Manufatura	0 – 1
Embalagem	1 – 3

Fonte: Autor.

Considerando tal referência, para a normalização tomou-se os limites superiores de cada atributo submetendo-os como quociente na divisão por uma unidade, definindo assim os pesos estatísticos equivalentes destes. Assim, obtiveram-se os valores normalizados conforme a Tabela 19:

Tabela 19. Processo de normalização dos valores estatísticos dos atributos.

Variável	Faixa	Normalização	Valor normalizado
Família	1 – 5	1 ÷ 5	0.2
Padronização	1 – 4	1 ÷ 4	0,25
Limpeza	1 – 4	1 ÷ 4	0,25
Corte	1 – 3	1 ÷ 3	0,33
Skinner	0 – 1	1 ÷ 1	1
Manufatura	0 – 1	1 ÷ 1	1
Embalagem	1 – 3	1 ÷ 3	0,33

Fonte: Autor.

A Tabela 20 exemplifica o procedimento realizado apresentando os valores dos atributos dos PAs apontados no cadastro de produtos multiplicados pelo valor encontrado através do processo de normalização, obtendo-se, assim, uma tabela com os valores dos atributos de complexidade de produção devidamente normalizados:

Tabela 20. Aplicação do processo de normalização aos valores das variáveis.

Fam.	Padroni.	Limpeza	Corte	Skinner	Manufatura	Embalagem
5x0,2=1	4x0,25=1	4x0,25=1	3x0,33 = 1	1x1 = 1	0x1 = 0	3x0,33= 1
4x0,2=0,8	1x0,25=0,25	1x0,25=0,25	1x0,33 = 0,33	0x1 = 0	0x1 = 0	3x0,33 = 1
3x0,2=0,6	4x0,25=1	4x0,25=1	3x0,33 =1	1x1 = 1	0x1 = 0	3x0,33 = 1

Fonte: Autor.

Após o processo de normalização dos valores dos atributos apontados no cadastro de produtos, foi necessário aplicar a estes os seus devidos pesos estatísticos, submetendo todo o conjunto de dados ao método de combinação linear ponderada, discutido no item 3.6.3. Esse procedimento foi realizado multiplicando-se os valores de cada atributo apontado no cadastro já normalizado com os valores de seu referido peso estatístico, gerando novos fatores. Ao dividir o somatório destes novos fatores de cada faixa de complexidade pelo somatório dos pesos das variáveis, gerou-se um valor indexador que aponta o grau de complexidade de produção, definindo, assim, a faixa de complexidade em questão.

Esse processo foi aplicado ao exemplo da Tabela 21, conforme segue:

Tabela 21. Construção dos índices de complexidade dos PAs.

Familia	Padronização	Limpeza	Corte	Skinner	Manufat.	Emb.	Índice
Peso 7	Peso 6	Peso 5	Peso 4	Peso 3	Peso 2	Peso 1	Calculo
1x7 = 7	1x6 = 6	1x5 = 5	1x4 = 4	1x3 = 3	0x2 = 0	1x1 = 1	(7+6+5+4+3+0+1)/28 = 0,93
0,8x7 = 5,6	0,25x6 = 1,5	0,25x5 = 1,25	0,33x4 = 1,33	0x3 = 0	0x2 = 0	1x1 = 1	(5,6+1,5+1,25+1,33+0+0+1)/28 = 0,38
0,6x7 = 4,2	1x6= 6	1x5 = 5	1x4 = 4	1x3 = 3	0x2 = 0	1x1 = 1	(4,2+6+5+4+3+0+1)/28 = 0,65

Fonte: Autor

5.2.3.3 Aplicação de controles estatísticos para a definição dos níveis de complexidade

Embora a aglutinação de registros do cadastro de PAs pelos seus valores quantitativos das variáveis em observação tenha efetivado uma redução considerável de informação, gerando as faixas de valores de complexidade de produção, o número destas ainda é demasiadamente grande para que venham a ser reconhecidas como variáveis de processo, incorporando-as à matriz de dados destinada à análise multivariada. Sendo assim, foi utilizado o procedimento estatístico de distribuição de frequências, discutido no item 3.6, para se reduzir ainda mais as faixas de valores, a fim de se definir um grupo de variáveis a serem observadas durante os processos produtivos que descrevam a complexidade da produção vigente.

Para a definição do número de intervalos (também chamados de classes) realizando a redução do número de faixas de complexidade, utilizou-se o método onde informações estatísticas primárias dos dados em análise são

apuradas. Segundo Rosa (2009), a construção de uma tabela de freqüências implica em estruturar representações nas quais os valores de uma variável apresentam-se em correspondência com suas repetições. O conjunto de dados utilizados nessa tarefa é, portanto, o de 186 índices de complexidade de produção, formados pelo somatório dos valores das variáveis de complexidade devidamente normalizadas, conforme descrito anteriormente (Tabela 22).

Tabela 22. Índices de complexidade de produção formados pelo somatório dos valores das variáveis de complexidade

0,928571429	0,744047619	0,649404762	0,536904762	0,405952381
0,904761905	0,741666667	0,647023810	0,534523810	0,402976190
0,892857143	0,733333333	0,646428571	0,533928571	0,402976190
0,878571429	0,730357143	0,644642857	0,530952381	0,397619048
0,875000000	0,729166667	0,641071429	0,530357143	0,391071429
0,854761905	0,726785714	0,640476190	0,528571429	0,385119048
0,854761905	0,726785714	0,635119048	0,527976190	0,382738095
0,848214286	0,726190476	0,632142857	0,527976190	0,381547619
0,845238095	0,725000000	0,632142857	0,525000000	0,379761905
0,842857143	0,723809524	0,630952381	0,507142857	0,379166667
0,833333333	0,723214286	0,629166667	0,506547619	0,376785714
0,830952381	0,721428571	0,628571429	0,503571429	0,376190476
0,830357143	0,721428571	0,627976190	0,501190476	0,367261905
0,828571429	0,720833333	0,626190476	0,501190476	0,361309524
0,825000000	0,720238095	0,626190476	0,495238095	0,357738095
0,824404762	0,717857143	0,625595238	0,492857143	0,355357143
0,821428571	0,705952381	0,623214286	0,486309524	0,352976190
0,807142857	0,705357143	0,623214286	0,483333333	0,331547619
0,801190476	0,702976190	0,622619048	0,482738095	0,329166667
0,800595238	0,700000000	0,620238095	0,479761905	0,326190476
0,798214286	0,699404762	0,617261905	0,479166667	0,319642857
0,795238095	0,697619048	0,607142857	0,474404762	0,307738095
0,794642857	0,697023810	0,605952381	0,471428571	0,305357143
0,792857143	0,694642857	0,604761905	0,470833333	0,302380952
0,789285714	0,694047619	0,602380952	0,468452381	0,281547619
0,783333333	0,691666667	0,599404762	0,466071429	0,257738095
0,780357143	0,691071429	0,596428571	0,464880952	
0,776785714	0,682738095	0,595833333	0,458928571	
0,775000000	0,679166667	0,586904762	0,453571429	
0,773809524	0,676785714	0,584523810	0,452976190	
0,771428571	0,676785714	0,578571429	0,451190476	
0,771428571	0,676190476	0,578571429	0,450595238	
0,767857143	0,675595238	0,577976190	0,447619048	
0,759523810	0,673214286	0,575595238	0,432738095	
0,756547619	0,672619048	0,573214286	0,429761905	
0,750595238	0,667857143	0,573214286	0,426785714	
0,750000000	0,664285714	0,569642857	0,426190476	
0,747619048	0,652976190	0,557142857	0,421428571	
0,747023810	0,651785714	0,546428571	0,409523810	
0,744642857	0,650000000	0,545833333	0,408928571	

Fonte: Autor.

Desta tabela, foram extraídas as seguintes informações estatísticas necessárias à construção das classes, elencadas na Tabela 23:

Tabela 23. Informações estatísticas para a construção e distribuição de classes.

Observações (n):	186	As observações são os resultados das somas dos valores dos atributos de cada faixa de complexidade de produção com seus pesos aplicados
Amplitude Total(At):	0,670833333	Diferença entre a maior e a menor observação da amostra, conforme Castanheira (2008) e Rosa (2009).
N.º Classes (i):	9	O número de classes é calculado através do método proposto por Sturges, com a seguinte equação, de acordo com Castanheira (2008) e Rosa (2009): $i = 1 + 3,3 .\log n$
Amplitude Classe (A):	0,083854167	A amplitude de cada classe é definida pela divisão do número de observações (n) e sua amplitude total (At), de acordo com Castanheira (2008) e Rosa (2009).

Fonte: Autor.

Com base nesses dados, construiu-se a tabela dos intervalos de frequência (classes) considerando, portanto, cada classe constituída como um novo nível de complexidade de produção de PA, reduzindo mais uma vez este número, de 186 para 8 níveis de complexidade de produção, conforme a Tabela 24.

Tabela 24. Definição de classes estatísticas e a definição dos Níveis de Produção.

Classes		Freqüências (f)	Níveis de Produção
0,25773810	0,34159226	9	Tp. Prod. Nível 01
0,34159226	0,42544643	20	Tp. Prod. Nível 02
0,42544643	0,50930060	28	Tp. Prod. Nível 03
0,50930060	0,59315476	21	Tp. Prod. Nível 04
0,59315476	0,67700893	39	Tp. Prod. Nível 05
0,67700893	0,76086310	36	Tp. Prod. Nível 06
0,76086310	0,84471726	24	Tp. Prod. Nível 07
0,84471726	0,92857143	9	Tp. Prod. Nível 08

Fonte: Autor.

Obteve-se, ao final desta tarefa, o mapeamento de mais oito variáveis de processo a serem consideradas, sendo estas responsáveis por descrever o grau de complexidade da produção vigente, ou seja, considerando o “tipo de produção”.

Para a observação destas variáveis de complexidade de produção identificadas, apurou-se primeiramente o índice de complexidade do PA associando este a uma faixa de complexidade. Após esta medida, verificou-se a quantidade (em kg) produzida deste PA durante a jornada de produção apontando esta como valor da variável referente à faixa.

5.2.4 Relação final de variáveis a serem observadas

Com a realização dos procedimentos descritos anteriormente, obteve-se a relação final das variáveis a serem observadas durante a etapa de coleta de dados deste trabalho.

É necessário, entretanto, considerar que, as variáveis também foram mapeadas conforme aspectos específicos de produtividade de cada setor, de modo que análises de dados futuras fossem mais precisas quanto ao desempenho produtivo em cada um destes.

Sendo assim, o conjunto de variáveis identificadas foi dividido em dois grupos distintos: variáveis do processo produtivo do Setor de Desossa e variáveis do processo produtivo do Setor de Embalagem Secundária, descritas nas Tabelas 25 e 26:

Tabela 25. Variáveis a serem observadas no Setor de Desossa.

Variável	Descrição
Quantidade de Traseiros Desossados (QTT)	Medida em quantidade de peças. Seus valores foram coletados durante uma jornada de trabalho logo no início do processo, no posto de trabalho situado na entrada do Setor de Desossa, através de consulta ao sistema ERP da empresa onde também foram feitos tais apontamentos.
Quantidade de Dianteiros Desossados (QTD)	Medida em quantidade de peças. Seus valores foram coletados durante uma jornada de trabalho logo no início do processo, no posto de trabalho situado na entrada do Setor de Desossa, através de consulta ao sistema ERP da empresa onde também foram feitos tais apontamentos.
Quantidade de Costelas Desossadas (QTC)	Medida em quantidade de peças. Seus valores foram coletados durante uma jornada de trabalho logo no início do processo, no posto de trabalho situado na entrada do Setor de Desossa, através de consulta ao sistema ERP da empresa onde também foram feitos tais apontamentos.
Quantidade de Outras Peças Desossadas (QTP)	Medida em quantidade de peças. Seus valores foram coletados durante uma jornada de trabalho logo no início do processo, no posto de trabalho situado na entrada do Setor de Desossa, através de consulta ao sistema ERP da empresa onde também foram feitos tais apontamentos. Esta variável faz referência a outras peças, derivações consequentes do desmonte de traseiros, dianteiros ou costelas, aidna em armazenamento como peças penduradas.
Jornada Total de Trabalho do Setor de Desossa (JTD)	Medida em horas, porém em formato decimal ao invés de sexagesimal, visando facilitar a coleta e análise. Também foi medida no posto de trabalho situado na entrada do Setor de Desossa tomando-se a quantidade de tempo entre a primeira peça (seja dianteiro, traseiro, costela ou outra peça qualquer) e a última processada. Diferentemente do modelo de obtenção do atual indicador kghh, as observações desta variável não consideraram qualquer parada de processo, como, por exemplo, os intervalos de refeições e descanso. Estes valores foram coletados através de consulta ao sistema ERP da empresa onde são feitos tais apontamentos mediante rotina desenvolvida.
Numero Total de Colaboradores no Setor de Desossa (NCD)	Medida em número de pessoas e observada em todo o Setor de Desossa durante uma jornada de trabalho. Os valores foram coletados de uma planilha montada pelo Setor de RH para apuração do atual indicador sendo distribuída a vários líderes e gestores da empresa. O Setor de RH, por sua vez, coleta estes valores consultando o módulo de Ponto eletrônico do sistema ERP da empresa. Em virtude disto, estes dados somente puderam ser apurados um dia após a jornada de trabalho.
Numero Total de Colaboradores na Linha de Desossa (NCL)	Medida em número de pessoas. Observada no posto de trabalho da linha de desossa, responsável pelo desmonte das peças em processo (dianteiro, traseiro, costela) e repasse dos cortes as mesas de acabamento de produção. A coleta dos valores é feita diariamente de forma manual, consultando as lideranças do Setor de Desossa.
Tempo de Funcionamento das Maquinas de Embalagem a vácuo (NMV)	Medida em minutos sob o formato decimal ao invés de sexagesimal. É medida no posto de trabalho de embalagem primária, ao final do processo produtivo do setor. A medição desta variável foi feita de forma manual consultando o Setor de Manutenção que tem condições de informar o tempo em que cada máquina de embalagem a vácuo sofreu parada por qualquer que seja o motivo. Assim, tomou-se o valor total da jornada de trabalho do setor (JTD) convertendo este valor de horas para minutos multiplicando-o por quatro (número de máquinas a vácuo). Desse total, subtraíram-se os minutos de parada que cada máquina possa ter sofrido.

Fonte: Autor.

Tabela 26. Variáveis a serem observadas no Setor de Embalagem Secundária

Variável	Descrição
Jornada Total de Trabalho do Setor de Embalagem Secundária (JTE)	Medida em horas, porém em formato decimal ao invés de sexagesimal, visando facilitar a coleta e análise. Esta variável foi medida consultando os apontamentos de produção no sistema ERP tomando-se a quantidade de tempo entre a primeira caixa de PA e a última registrada. Diferentemente do modelo de obtenção do atual indicador kghh, as observações desta variável não consideraram qualquer parada de processo, como, por exemplo, os intervalos de refeições e descanso. Estes valores foram coletados através de consulta ao sistema ERP da empresa onde são feitos tais apontamentos.
Numero Total de Colaboradores no Setor de Embalagem Secundária (NCE)	Medida em número de pessoas. Observada em todo o Setor de Embalagem Secundária durante uma jornada de trabalho. Os valores foram coletados de uma planilha montada pelo Setor de RH para apuração do atual indicador e distribuída a vários líderes e gestores da empresa. O Setor de RH, por sua vez, coleta estes valores consultando o módulo de Ponto eletrônico do sistema ERP da empresa. Em virtude disto, estes dados somente puderam ser apurados um dia após a jornada de trabalho.
Tipo de Produção Nível 01 (TP1)	Estas são as variáveis identificadas que definem “tipo de produção”. Isto é, o grau de complexidade da produção programada para a jornada em observação. Cada uma destas oito variáveis foi medida através do apontamento realizado, de forma automatizada, nas duas linhas de produção do Setor de Embalagem Secundária, tomando a quantidade em kg de cada PA produzido durante a jornada de trabalho vigente, os quais já encontram-se classificados numa determinada faixa de complexidade (conforme descrito no item 5.2.3). Apurou-se, portanto, o total de kg produzidos de cada faixa de complexidade atribuindo este às suas variáveis respectivas.
Tipo de Produção Nível 02 (TP2)	
Tipo de Produção Nível 03 (TP3)	
Tipo de Produção Nível 04 (TP4)	
Tipo de Produção Nível 05 (TP5)	
Tipo de Produção Nível 06 (TP6)	
Tipo de Produção Nível 07 (TP7)	
Tipo de Produção Nível 08 (TP8)	
Produção em Embalagens Pardas na Linha 01 (Q1P)	Medida em kg. Sua observação foi feita através de consultas no sistema ERP dos apontamentos realizados de forma automatizada durante a jornada vigente na linha de pesagem e etiquetagem de (linha 01) da produção envasada em caixas de papelão (caixas pardas).
Produção em Embalagens Brancas na Linha 01 (Q1B)	Medida em kg. Sua observação foi feita através de consultas no sistema ERP dos apontamentos realizados de forma automatizada durante a jornada vigente na linha de pesagem e etiquetagem de (linha 01) da produção envasada em caixas de plásticas (caixas brancas).

(Continua)

(Conclusão)

Produção em Embalagens Pardas na Linha 01 (Q2B)	Medida em kg. Sua observação foi feita através de consultas no sistema ERP dos apontamentos realizados de forma automatizada durante a jornada vigente na linha de pesagem e etiquetagem (linha 02) da produção envasada em caixas de papelão (caixas pardas).
Produção em Embalagens Pardas na Linha 01 (Q2P)	Medida em kg. Sua observação foi feita através de consultas no sistema ERP dos apontamentos realizados de forma automatizada durante a jornada vigente na linha de pesagem e etiquetagem (linha 02) da produção envasada em caixas plásticas (caixas brancas).

Fonte: Autor.

Por fim, é conveniente salientar que, a manutenção do cadastro de produtos é constante, podendo-se acrescer, modificar ou desativar qualquer registro de produto a qualquer momento por parte do Setor de PCP, bem como utilizar um cadastro de produto inativo numa programação de produção, o que implica na necessidade de uma constante revisão do modelo de construção dos níveis de complexidade de produção propostos (aglutinação das faixas, construção dos índices e distribuição de classes), pois estas alterações na base de dados podem acarretar no aumento ou diminuição do número de variáveis de processo a serem observadas.

5.3 Coleta e definição da matriz de dados

Conforme apresentado no item 4.3, a coleta de dados foi realizada durante sessenta e três dias de produção, abrangendo os meses de setembro, outubro e novembro de 2013, através dos seguintes procedimentos listados.

5.3.1 Consulta ao banco de dados e acesso de rotinas do sistema ERP

A utilização do sistema ERP da empresa para as observações de variáveis e coleta dos dados deve-se ao fato de os principais apontamentos de

produção serem feitos de forma automatizada com uma integração total a este. Quanto aos Setores de Desossa e Embalagem Secundária, existem três pontos de controle e captura de dados ao longo de seus processos produtivos que são considerados como as principais fontes de dados: o posto de trabalho denominado “entrada da desossa”, situado logo no início do processo produtivo do Setor de Desossa; e as “linhas de pesagem e etiquetagem de caixas”, localizadas ao final do fluxo de produção do Setor de Embalagem Secundária.

No posto de trabalho “entrada da desossa” é feito o registro de produção das peças conduzidas das câmaras frias e destinadas a desossa através da leitura do código de barras da sua etiqueta de identificação através de um equipamento coletor de dados, bem como a captura de seu peso através de uma balança eletrônica instalada no local. Estes registros são armazenados no Banco de Dados do sistema ERP para posterior apuração do processamento de peças, através do acesso a uma rotina desenvolvida especialmente para tal. Esta rotina é ilustrada na Figura 9:

Movimento	Codigo	Descrição	Peso	Quant
ENTRADA	000030	TRASEIRO RESF BOV C/O BB	23.470,26	405
ENTRADA	000031	DIANTEIRO RESF BOV C/O BB	5.440,28	120
ENTRADA	000032	COSTELA RESF BOV C/O BB	3.370,70	261
ENTRADA	001340	TRASEIRO ESTREITO RESF BOV C/C	46.655,70	780
SAIDA	000035	COSTELA JANELA S/V S/M RESF BC	457,30	50

Figura 9. Aspecto de rotina utilizada para coleta de dados no posto de trabalho da entrada da desossa.
Fonte: autor.

Com o acesso a esta rotina, contemplam-se as observações das seguintes variáveis: QTT, QTD, QTC e QTP.

No Setor de Embalagem Secundária, existem dois postos de trabalho denominados respectivamente de “linha de embalagem 1” e “linha de

embalagem 2”. Nestes, os apontamentos de produção são feitos de forma automatizada no momento em que as caixas de PA são pesadas e nelas aplicadas etiquetas de identificação de seu conteúdo.

Entretanto, as observações de variáveis neste setor tornaram-se as mais complexas de toda a tarefa de coleta de dados proposta devido à tipificação da produção construída. Para viabilizar esta tarefa, foi necessário o desenvolvimento de rotinas específicas junto ao sistema ERP para a apuração dos valores das variáveis mediante os critérios de complexidade propostos.

Desta forma, uma primeira rotina foi desenvolvida visando a apuração da produção com a distribuição do total de produção apontado no setor (em kg) de acordo com os níveis de produção criados para classificá-la. A rotina, ao ser executada, automaticamente faz a classificação do total de PAs produzidos durante uma jornada de trabalho atribuindo em seu cadastro o devido nível de complexidade, bem como o cálculo da produção de cada um destes, conforme a Figura 10.

Figura 10. Aspecto de tela de rotina implementada para apuração de produção de PAs por nível de complexidade.
Fonte: Autor.

A customização desta rotina junto ao sistema ERP acaba por contemplar as observações das seguintes variáveis de processo: TP1, TP2, TP3, TP4, TP5, TP6, TP7 e TP8.

Uma segunda rotina foi desenvolvida junto ao sistema ERP com o objetivo de apurar a produtividade individual nos postos de trabalho “linha de embalagem 1” e “linha de embalagem 2” respectivamente. Ao ser executada, a rotina apresenta separadamente as produções realizadas (em kg) de caixas pardas (papelão) e caixas brancas (retornáveis) das linhas de produção, conforme Figura 11. Com o desenvolvimento desta rotina contemplam-se as seguintes observações das variáveis de processo: Q1P, Q1B, Q2P e Q2B.

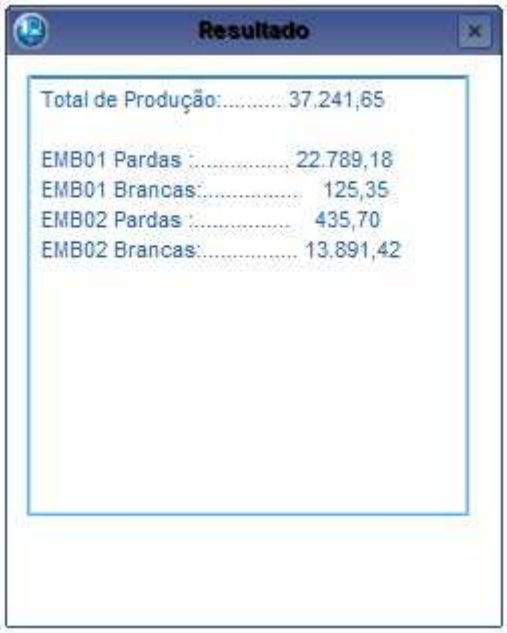


Figura 11. Tela de rotina desenvolvida para apuração de produção no Setor de Embalagem Secundária. Fonte: autor.

A terceira e última rotina desenvolvida junto ao sistema ERP apura a jornada total (em horas) de trabalho dos setores envolvidos. No Setor de Desossa, o processamento destes dados possui o simples princípio de tomar-se o horário da primeira peça a ser registrada para processamento no posto de trabalho “entrada da desossa” deduzindo-o do horário da última peça a ser registrada para processamento neste mesmo posto, independente de paradas ocasionais do processo produtivo ou mesmo intervalos de funcionários. Da mesma forma no Setor de Embalagem Secundária, onde se toma o horário da primeira caixa produzida deduzindo-se do horário da última caixa produzida, ignorando paradas de processo ou intervalos de funcionários, conforme Figura 12.

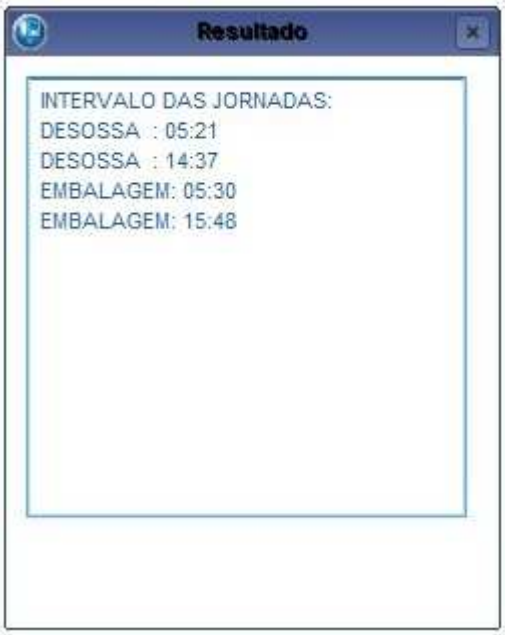


Figura 12. Rotina desenvolvida para apuração dos intervalos de jornadas de trabalho dos colaboradores de cada setor produtivo em observação.
Fonte: Autor.

Com o desenvolvimento desta rotina contemplam-se as seguintes observações das variáveis de processo: JTD e JTE.

O sistema ERP utilizado pela empresa objeto de estudo é o *Microsiga Protheus 11* fornecido pela empresa Totvs S.A. As principais características deste sistema são: sua flexibilidade de parametrização e customização. Possui, para isto, em sua estrutura, um ambiente de desenvolvimento nativo utilizando uma linguagem própria de programação denominada AdvPl (*Advanced Protheus Language*), permitindo assim a construção de rotinas personalizadas que são incorporadas a todo o sistema.

Foi com base nesta tecnologia que a empresa objeto de estudo automatizou diversos processos industriais, levando até o seu chão de fábrica a aplicação de rotinas de trabalho do sistema ERP buscando sempre manter a padronização e homogeneidade no que tange aos recursos de TI adotados.

5.3.2 Consulta à documentação eletrônica interna circulante aos setores administrativos e produtivos

Embora o sistema ERP possua capacidade de provisão de várias observações de variáveis e coletas de dados, existem algumas destas cujo acesso ao sistema ERP é desnecessário para a sua obtenção. Isto se deve porque tais dados já estão disponíveis no fluxo atual de informações existente entre os setores administrativos e industriais da empresa.

Atualmente, o Setor de Recursos Humanos da empresa responsabiliza-se por distribuir diariamente a todos os gestores da empresa e demais líderes por e-mail uma planilha eletrônica contendo o cálculo do atual índice de produtividade, o *kghh*, bem como os dados necessários para a obtenção deste, provenientes de diversos outros setores. Dentre estes dados, encontram-se os apontamentos diários relativos ao número de funcionários nos setores de Desossa e Embalagem Secundária, que, por sinal, são extraídos do sistema ERP pelo Setor de Pessoal, através da geração de relatórios de ponto dos funcionários, e repassados ao Setor de Recursos Humanos.

Convém ressaltar que, devido ao grande número de funcionários em ambos os setores, é comum a variação deste, mesmo que pequena. As maiores variações quanto ao número de funcionários se devem em dias excepcionais quando não há programação de abate de animais, onde todos os funcionários pertencentes àquele setor são realocados em diversos outros, mas principalmente nos de Desossa e Embalagem Secundária, visando melhorar a performance destes.

Portanto, foi através do acesso a este fluxo de informações que se obteve dados de modo já processados contemplando, assim, as observações das seguintes variáveis de processo: NCD e NCE.

5.3.3 Observações junto aos fluxos dos processos produtivos (*in loco*)

Existem, no entanto, algumas variáveis mapeadas cujas observações somente poderão ser feitas junto aos processos produtivos (*in loco*) pelo fato de não serem registradas de modo algum ou cuja apuração, seja através do sistema ERP ou do fluxo de informações interno da empresa, venha a ser mais trabalhosa do que simplesmente medi-las junto aos fluxos dos processos produtivos.

Neste caso, observações *in loco* foram feitas para: apuração do número de desossadores (funcionários com mão de obra especializada no desmonte das peças) no posto de trabalho denominado “linha de desossa” contemplando a variável de processo NCL; e determinar a quantidade de tempo (em minutos) que as máquinas de embalagem a vácuo trabalharam, contemplando a variável de processo NMV. As observações foram feitas diariamente junto ao Setor de Desossa, sendo confirmadas as observações da variável NCL pelo gestor do Setor. Quanto a observação da variável NMV, os valores foram confirmados consultando o Setor de Manutenção, encarregado técnico dos equipamentos de embalagem a vácuo.

Por fim, ao realizar os procedimentos descritos ao longo do item 5.3, obteve-se a matriz de dados a ser utilizada neste trabalho, apresentada sob a forma da Tabela 27:

Tabela 27. Matriz de dados coletados

	QTT	QTD	QTC	QTP	JTD	NCD	NCL	NMV	JTE	NCE	TP1	TP2	TP3	TP4	TP5	TP6	TP7	TP8	Q1P	Q1B	Q2P	Q2B
2/set	1160,00	358,00	955,00	0,00	13,06	133,00	28,00	3134,40	13,12	46,00	6810,54	9877,56	11256,61	10389,89	19398,67	8952,90	5006,38	622,49	53759,48	3405,96	0,00	15149,60
3/set	1100,00	404,00	914,00	0,00	11,19	136,00	28,00	2685,60	13,02	45,00	6099,85	11136,07	15593,98	6111,76	20274,53	9255,08	6141,31	1309,38	45094,28	5593,24	66,18	25168,26
4/set	1160,00	624,00	1079,00	80,00	12,08	140,00	28,00	2899,20	13,00	45,00	5489,22	6662,71	21090,74	4599,80	20122,03	13029,41	6019,83	1813,75	61524,30	3096,68	1248,07	12958,44
5/set	1127,00	658,00	840,00	20,00	9,28	138,00	28,00	2227,20	10,22	43,00	8354,84	8580,86	13239,57	3679,07	20800,54	10874,55	5467,32	836,11	47851,07	4482,26	103,85	19395,68
6/set	1225,00	804,00	572,00	0,00	9,16	136,00	27,00	2198,40	10,30	40,00	12827,79	7042,05	10377,20	4692,82	22590,04	12523,93	7309,85	1260,73	45763,87	6971,09	0,00	25889,45
7/set	358,00	889,00	56,00	0,00	12,41	135,00	26,00	2978,40	5,45	35,00	3736,94	8557,91	12633,57	5519,03	6527,20	412,42	322,53	38,12	35686,72	1722,36	0,00	338,64
9/set	1307,00	75,00	624,00	50,00	11,30	137,00	28,00	2712,00	11,92	46,00	4410,41	5230,59	11227,36	6787,51	16781,96	17661,05	6164,00	1832,27	61469,39	1851,66	680,23	6093,87
10/set	1125,00	548,00	741,00	100,00	13,03	135,00	28,00	3127,20	12,06	45,00	7406,58	7864,85	7013,15	9050,53	20663,35	13253,56	4411,69	2063,66	45455,47	3779,79	1267,05	21225,06
11/set	1217,00	715,00	869,00	0,00	13,16	133,00	28,00	3158,40	13,26	44,00	5415,59	6911,43	15320,92	6214,08	29052,76	14885,36	9984,72	3259,32	67836,93	6085,38	449,48	16672,39
12/set	1313,00	852,00	947,00	30,00	12,06	130,00	28,00	2894,40	13,15	41,00	9614,93	13954,75	14911,18	8085,82	26918,56	13652,06	6127,02	1434,45	70289,57	7927,30	485,35	15996,55
13/set	1112,00	925,00	934,00	0,00	10,28	130,00	28,00	2467,20	12,21	44,00	5962,85	18110,01	15935,00	6037,44	18019,52	13210,71	8818,82	2083,35	46055,15	12333,11	91,09	29698,35
14/set	775,00	402,00	0,00	0,00	5,33	117,00	28,00	1279,20	5,07	34,00	2291,21	9780,26	9857,23	5100,78	14870,09	1212,52	1102,02	0,00	26442,63	7367,95	73,70	10329,83
16/set	1133,00	763,00	643,00	0,00	10,15	134,00	28,00	2436,00	13,04	38,00	13292,89	13644,26	16907,94	11047,93	10986,32	16767,99	3027,09	865,68	66027,84	1102,41	1183,49	18226,36
17/set	1121,00	943,00	883,00	100,00	10,05	127,00	28,00	2412,00	11,22	37,00	10277,84	15746,16	24973,19	12445,18	14228,11	6074,30	2852,41	887,84	51210,02	9042,00	560,65	26672,36
18/set	1159,00	783,00	664,00	113,00	9,08	136,00	28,00	2179,20	10,15	38,00	8646,71	8219,62	18004,13	8060,83	21152,59	8418,95	4457,23	940,83	44619,53	6661,12	275,07	26345,17
19/set	1124,00	957,00	675,00	0,00	10,15	138,00	28,00	2436,00	11,23	39,00	9658,38	10415,32	17242,18	7167,52	16391,76	13032,87	6829,74	2090,38	60690,95	7308,11	0,00	14829,09
20/set	1090,00	1266,00	723,00	75,00	10,21	135,00	28,00	2450,40	11,96	38,00	15915,23	8492,86	20883,84	8136,99	17853,71	12094,77	5419,71	1948,98	59187,43	7444,57	451,76	23662,33
21/set	792,00	342,00	290,00	0,00	5,01	109,00	26,00	1202,40	6,19	28,00	4287,65	3202,09	7762,33	1395,79	19396,70	7852,23	2836,87	305,47	34346,76	3057,75	0,00	9618,59
23/set	1113,00	664,00	1069,00	0,00	13,23	139,00	28,00	3175,20	14,28	39,00	8611,05	9189,73	17047,40	13334,69	13188,53	15615,16	2363,25	530,50	69329,72	81,33	0,00	10469,26
24/set	1119,00	963,00	872,00	0,00	13,10	140,00	27,00	3144,00	14,22	37,00	9620,16	8738,65	23662,08	15698,51	14781,29	6968,70	3360,64	777,55	56397,18	185,04	0,00	27025,36
25/set	1043,00	853,00	705,00	0,00	13,47	136,00	28,00	3232,80	13,01	39,00	8507,22	7648,47	18254,08	4607,50	18506,91	8834,99	7319,94	2347,68	45859,20	3832,17	86,11	26249,31
26/set	1091,00	733,00	852,00	25,00	13,13	128,00	28,00	3151,20	13,18	38,00	11479,66	10947,08	14468,78	5303,27	19910,16	11213,83	4996,56	1442,27	49500,98	1996,04	0,00	28264,59
27/set	1166,00	871,00	766,00	50,00	11,18	127,00	28,00	2683,20	13,40	40,00	7936,97	15899,93	18495,66	9269,89	18987,78	9771,46	5497,29	2478,96	45869,76	636,30	0,00	41831,88

(Continua)

(Continua)

28/set	640,00	779,00	384,00	100,00	5,42	102,00	28,00	1300,80	6,03	31,00	6979,50	9791,47	11749,23	2365,98	17571,02	3430,48	1455,22	16,61	37427,19	30,76	373,01	15528,55
30/set	1412,00	109,00	961,00	50,00	13,05	127,00	28,00	3132,00	13,27	35,00	5015,83	7393,74	9837,09	8966,23	19801,29	15759,30	5258,66	1695,16	55568,07	333,76	0,00	17825,47
1/out	1053,00	1090,00	919,00	20,00	13,07	128,00	28,00	3136,80	13,11	38,00	9818,48	15540,57	19166,72	11913,29	12486,99	13922,47	3747,76	929,96	51840,33	3796,32	505,13	31384,46
2/out	1053,00	1000,00	813,00	90,00	13,45	135,00	28,00	3228,00	13,16	38,00	6151,49	7913,60	14473,62	6369,24	14352,69	10341,67	8828,63	2785,79	46306,23	932,31	98,42	23879,77
3/out	1154,00	936,00	863,00	90,00	13,02	130,00	28,00	3124,80	13,20	39,00	12305,61	15086,42	12442,46	5961,56	18156,48	9637,50	7802,97	989,99	49180,71	4547,48	73,28	28581,52
4/out	1127,00	1088,00	1071,00	0,00	11,17	134,00	28,00	2680,80	12,43	36,00	12136,63	14462,81	21197,20	6799,79	20531,06	13128,64	4705,70	3083,49	58598,50	712,66	137,74	36596,42
5/out	1050,00	52,00	410,00	0,00	4,47	129,00	28,00	1072,80	6,14	39,00	2078,36	1234,78	8948,81	2686,57	15752,20	8770,73	5757,90	2435,30	27779,11	340,53	0,00	19545,01
7/out	1049,00	765,00	1008,00	220,00	13,06	134,00	28,00	3134,40	13,35	35,00	10133,50	11200,06	14157,04	7098,63	9992,46	16246,92	3949,79	1084,09	51742,97	1436,04	20,13	20663,35
8/out	1055,00	908,00	722,00	174,00	13,49	131,00	28,00	3237,60	13,29	37,00	6968,00	12993,82	18087,53	8864,57	14526,24	14785,26	3476,54	337,82	50162,31	586,45	96,39	29194,63
9/out	958,00	329,00	853,00	110,00	13,07	138,00	26,00	3136,80	13,27	40,00	8375,22	7044,68	18745,15	8713,04	23193,50	9484,53	7457,03	1839,96	51567,23	867,45	0,00	32418,43
10/out	1234,00	824,00	546,00	156,00	13,11	129,00	28,00	3146,40	13,25	40,00	12189,13	15073,79	14615,04	7760,93	18181,85	12199,92	8848,35	3802,02	62052,09	1807,73	0,00	28811,21
11/out	1106,00	926,00	707,00	97,00	12,01	133,00	28,00	2882,40	11,30	37,00	10347,08	11301,22	19755,26	10003,44	20503,96	12588,55	4218,95	799,84	58699,47	2457,37	78,66	28282,80
12/out	1041,00	28,00	353,00	100,00	5,88	125,00	28,00	1411,20	6,98	36,00	3483,78	5319,98	9032,02	5277,85	17659,22	7861,11	5176,45	1608,10	31553,99	308,01	0,00	23556,51
14/out	1143,00	1009,00	951,00	120,00	13,03	133,00	28,00	3127,20	13,74	40,00	10788,95	13129,62	19252,12	8946,89	12537,12	18540,50	3558,80	649,59	70174,73	5759,41	152,65	11066,61
15/out	873,00	1153,00	820,00	0,00	12,24	134,00	27,00	2937,60	14,20	39,00	9720,42	14205,90	18715,21	8299,24	11527,24	9816,56	3771,23	347,20	46868,70	11660,46	207,87	13018,73
16/out	1167,00	812,00	1043,00	110,00	13,05	137,00	28,00	3132,00	14,68	41,00	9582,11	14031,51	17561,39	7386,79	23092,28	11316,38	8936,79	1749,53	64106,89	1051,06	435,70	25867,88
17/out	1150,00	827,00	769,00	170,00	10,29	133,00	28,00	2469,60	12,17	39,00	11627,26	12619,33	17449,41	4588,42	17731,03	11911,64	5868,02	1296,69	47766,60	1191,43	301,18	30932,21
18/out	870,00	776,00	681,00	74,00	9,84	136,00	28,00	2361,60	11,27	38,00	16703,62	12159,11	16887,13	10533,94	10757,46	18210,31	2394,20	476,48	58446,29	1849,24	58,13	26172,42
19/out	1044,00	25,00	352,00	0,00	4,98	117,00	28,00	1195,20	6,11	33,00	1246,70	876,85	9874,72	4462,92	18724,05	9304,70	3503,32	786,99	30146,91	4338,02	0,00	14295,32
21/out	1047,00	820,00	961,00	150,00	10,35	136,00	28,00	2484,00	12,79	32,00	10101,48	14476,83	22336,91	11421,33	17485,67	6784,98	3253,82	537,57	64677,26	5751,01	1794,29	14068,00
22/out	1163,00	967,00	946,00	130,00	10,01	141,00	28,00	2402,40	12,29	38,00	13819,84	11829,09	24648,41	9048,52	23338,76	6367,49	5858,33	1202,32	63892,11	3120,16	186,36	28628,08
23/out	1229,00	814,00	1033,00	30,00	11,21	137,00	27,00	2690,40	12,80	41,00	4429,58	1727,78	19764,28	24436,35	24430,93	5361,35	4997,77	1038,67	57745,04	1742,01	16,16	26683,50
24/out	1030,00	903,00	781,00	127,00	9,25	137,00	28,00	2220,00	10,92	40,00	6689,64	9359,95	17703,30	6749,47	22115,65	10049,71	7065,01	1258,62	53507,37	702,02	0,00	26781,96
25/out	798,00	1058,00	864,00	52,00	9,20	144,00	28,00	2208,00	10,12	42,00	12134,08	10642,93	7979,80	21351,42	13181,36	8681,38	4244,99	517,00	53604,42	12,40	440,46	24675,68
26/out	922,00	501,00	509,00	75,00	5,13	126,00	28,00	1231,20	6,85	38,00	6748,94	2169,62	9150,63	16569,22	9667,47	6363,10	5081,20	656,54	44958,68	1150,93	227,76	10069,35

(Continua)

(Conclusão)

28/out	1065,00	1230,00	989,00	0,00	10,18	145,00	28,00	2443,20	13,32	37,00	8032,84	6495,38	17127,42	27009,54	17678,15	14434,17	2348,29	264,60	75493,43	2092,67	2158,31	13645,98
29/out	1234,00	709,00	1276,00	63,00	11,19	144,00	28,00	2685,60	10,90	40,00	9792,77	14380,31	25349,38	7908,84	15408,92	13467,41	6172,71	1661,18	55027,02	2198,86	0,00	36915,64
30/out	1264,00	919,00	1166,00	90,00	9,94	138,00	28,00	2385,60	11,05	40,00	9495,18	9405,09	25710,30	3663,33	25372,06	9338,98	7492,85	1421,27	56247,90	2141,38	0,00	33509,78
31/out	1250,00	947,00	658,00	90,00	9,97	142,00	28,00	2392,80	10,99	40,00	9291,99	7590,06	14822,94	19420,51	22405,41	6006,42	3524,46	487,46	56302,32	2725,03	0,00	24521,90
1/nov	1093,00	1150,00	624,00	0,00	10,14	140,00	28,00	2433,60	12,95	40,00	16836,94	4192,18	10230,58	20501,08	17377,60	9996,60	5481,21	1287,22	50299,70	3074,73	95,03	32433,95
4/nov	1259,00	260,00	813,00	80,00	9,23	140,00	28,00	2215,20	10,81	39,00	9222,65	7378,78	14167,31	6948,61	19461,67	14328,03	6073,17	1532,84	60426,40	6108,30	0,00	12578,36
5/nov	1144,00	789,00	620,00	0,00	8,95	136,00	28,00	2148,00	11,22	40,00	11203,57	9124,68	17647,05	11051,94	14655,00	10191,46	4364,10	827,24	44938,17	7833,53	611,85	25681,49
6/nov	1183,00	788,00	721,00	105,00	9,01	142,00	28,00	2162,40	10,75	40,00	11662,50	8327,06	14697,62	6145,69	20039,38	9437,85	5609,65	1219,04	50057,54	426,41	95,77	26559,07
8/nov	1116,00	879,00	814,00	0,00	8,71	140,00	28,00	2090,40	10,03	41,00	7643,60	16729,36	15972,75	9217,60	19165,31	7693,79	5834,15	1048,00	49518,03	1375,24	0,00	32411,29
9/nov	827,00	324,00	455,00	0,00	6,19	109,00	28,00	1485,60	8,26	41,00	3675,75	9160,78	7319,38	2869,12	12619,78	10716,96	5137,48	712,30	40406,90	1196,03	962,17	9646,45
11/nov	1165,00	718,00	803,00	0,00	10,33	137,00	28,00	2479,20	11,15	40,00	11214,31	10403,86	17367,03	7948,61	22018,91	5152,21	5404,48	1628,08	60251,79	1502,77	0,00	19382,93
12/nov	1173,00	619,00	798,00	0,00	10,24	146,00	28,00	2457,60	11,17	43,00	6805,67	10110,02	15023,00	9492,57	14096,78	12990,91	6926,09	2087,16	47604,18	823,95	99,53	29004,54
13/nov	992,00	708,00	660,00	103,00	8,01	144,00	28,00	1922,40	9,97	38,00	7304,83	9711,60	16793,34	8346,48	14344,91	8516,21	5190,46	2050,07	47180,78	296,70	0,00	24780,42
14/nov	1194,00	653,00	584,00	0,00	9,77	141,00	28,00	2344,80	11,09	38,00	7329,59	9249,33	13615,60	5394,75	19765,71	17397,44	7171,23	879,16	54144,61	762,03	890,71	25005,46
15/nov	1059,00	854,00	531,00	0,00	8,79	133,00	28,00	2109,60	9,98	36,00	13205,01	8527,14	15896,59	6361,11	15865,26	13208,05	7949,79	1184,08	49248,06	6757,66	0,00	26191,31

5.4 Aplicação de técnicas de análise multivariada

5.4.1 Extração de *outliers*

Visando garantir a integridade das observações que compõem as matrizes de dados coletados, considerou-se a tarefa de identificação e extração de *outliers* destas, conforme discutido no item 3.6.5. No entanto, a extração de *outliers* demonstrou interferir no percentual de variância das Componentes Principais inicialmente geradas durante os primeiros experimentos devido à sensibilidade do método de análise multivariada PCA, fazendo com que variáveis de processo consideradas importantes empiricamente por especialistas de processo e gestores dos setores envolvidos fossem descartadas durante a tarefa de extração de variáveis.

Considerando também os conceitos básicos de *outlier* - possível contaminação da amostra ou valores discrepantes fora de intervalos previstos, verificou-se, em uma análise primária, que as observações que constituem as matrizes de dados originais não representam a descrição de fatos e eventos irreais ou mesmo absurdos dos processos produtivos em estudo, pois tais situações são ocorrências reais e possíveis devido à heterogeneidade das programações de produção em cada jornada.

Determinou-se, portanto, definitivamente, a desconsideração deste procedimento como pré-requisito para aplicação da PCA, tomando por integral a matriz de dados originais gerada para a realização dos experimentos.

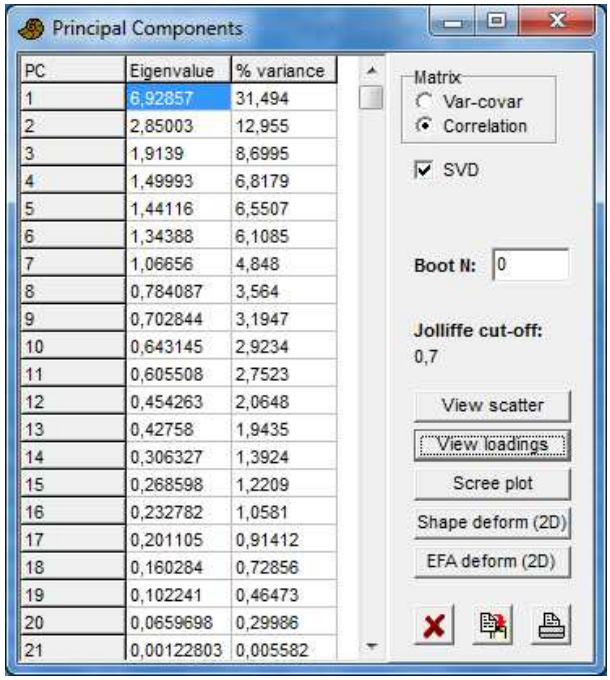
5.4.2 Aplicação da PCA

5.4.2.1 Exclusão de variáveis irrelevantes ao processo

A seleção das variáveis irrelevantes aos processos produtivos a serem excluídas foi realizada através da análise dos autovalores e autovetores determinados sobre a matriz de dados original.

Para a determinação dos autovalores e seus respectivos autovetores, o primeiro passo foi transformar a matriz de dados originais em matriz de correlação. Definiu-se a utilização da matriz de correlação para eliminar problemas de escalas e unidades diferenciadas em que as variáveis foram medidas. Após essa transformação, todas as variáveis originais passam a ter a mesma variância unitária. Dessa maneira, a base para extração das Componentes Principais passa a ser a matriz de correlação.

No entanto, com o emprego do PAST, tal tarefa torna-se transparente, sem necessariamente apresentar a matriz de correlação, mas apenas determinando sua utilização através de um comando, tal como apresentado na Figura 13.



PC	Eigenvalue	% variance
1	6,92857	31,494
2	2,85003	12,955
3	1,9139	8,6995
4	1,49993	6,8179
5	1,44116	6,5507
6	1,34388	6,1085
7	1,06656	4,848
8	0,784087	3,564
9	0,702844	3,1947
10	0,643145	2,9234
11	0,605508	2,7523
12	0,454263	2,0648
13	0,42758	1,9435
14	0,306327	1,3924
15	0,268598	1,2209
16	0,232782	1,0581
17	0,201105	0,91412
18	0,160284	0,72856
19	0,102241	0,46473
20	0,0659698	0,29986
21	0,00122803	0,005582

Figura 13. Tela de trabalho do software PAST.
Fonte: Autor.

Ao todo foram encontradas vinte e duas Componentes Principais, cada uma delas referente a uma variável, sendo a PC1 (Primeira Componente Principal) responsável por 31,5% da variância total dos dados, conforme também ilustra a Figura 13.

Para o descarte de variáveis que pouco contribuem na explicação dos processos produtivos dos setores, foram considerados os autovetores referentes às PCs com autovalores inferiores a 0,7. Em cada um destes autovetores foram identificados seus coeficientes de maior valor absoluto, determinando assim as variáveis, respectivas ao coeficientes, a serem extraídas.

A Tabela 28 apresenta o processo de exclusão das variáveis com pouca contribuição estatística, onde são apresentados os autovalores e seus respectivos autovetores de cada PC encontrada. Ainda nesta tabela, também são destacados os autovetores de maior módulo (emoldurados) referentes a autovalores inferiores a 0,7 (colunas grifadas). Ao identificar estes autovetores de maior valor absoluto, os mesmos apontaram quais seriam as variáveis de processo a serem descartadas (linhas grifadas).

Tabela 28. Determinação dos autovalores e seus respectivos autovetores.

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13	PC14	PC15	PC16	PC17	PC18	PC19	PC20	PC21	PC22
Autoval.	6,929	2,85	1,914	1,5	1,441	1,344	1,067	0,784	0,703	0,643	0,606	0,454	0,428	0,306	0,269	0,233	0,201	0,16	0,102	0,066	0,001	0,00E+00
% var.	31,494	12,955	8,7	6,818	6,551	6,109	4,848	3,564	3,195	2,923	2,752	2,065	1,944	1,392	1,221	1,058	0,914	0,729	0,465	0,3	0,006	1,85E-30
QTT	0,254	0,286	-0,105	0,204	-0,091	0,02	0,14	-0,137	-0,338	0,027	0,091	0,167	0,114	0,224	0,225	0,151	-0,085	-0,241	-0,604	0,191	0,014	-7,32E-17
QTD	0,196	-0,344	0,226	0,051	-0,073	0,224	-0,102	-0,042	0,328	-0,064	0,09	0,086	-0,18	-0,105	-0,466	0,205	0,222	0,019	-0,491	-0,034	-0,004	-5,29E-17
QTC	0,319	-0,009	-0,053	0,021	-0,066	-0,035	0,179	0,175	-0,274	-0,083	-0,105	-0,085	0,057	-0,418	-0,229	-0,288	-0,341	0,502	-0,134	0,164	0,003	-7,19E-17
QTP	0,085	-0,062	0,207	0,169	0,061	-0,538	0,308	0,082	0,219	0,618	0,108	0,057	0,193	-0,128	0,038	0,036	0,131	0,042	-0,041	-0,026	-0,007	2,89E-16
JTD	0,299	-0,075	-0,047	-0,402	0,179	-0,123	-0,001	0,055	0,018	-0,006	0,174	0,098	-0,044	0,245	-0,09	0,013	-0,024	-0,018	0,107	0,26	0,017	-0,7071
NCD	0,248	-0,035	-0,119	-0,056	-0,351	0,051	-0,234	0,046	0,044	0,345	-0,451	-0,108	0,023	0,339	0,001	0,381	-0,205	0,258	0,071	-0,165	-0,007	-1,34E-16
NCL	0,113	0,121	-0,052	0,614	0,129	-0,089	-0,193	0,29	-0,125	0,016	0,157	0,262	-0,361	0,23	-0,287	-0,033	-0,071	0,002	0,256	-0,03	0,007	-2,66E-16
NMV	0,299	-0,075	-0,047	-0,402	0,179	-0,123	-0,001	0,055	0,018	-0,006	0,174	0,098	-0,044	0,245	-0,09	0,013	-0,024	-0,018	0,107	0,26	0,017	0,7071
JTE	0,348	-0,049	-0,086	-0,125	0,086	-0,041	0,028	-0,031	-0,042	-0,089	0,182	0,076	0,136	-0,012	-0,008	-0,167	-0,177	-0,187	-0,023	-0,823	-0,056	2,88E-16
NCE	0,191	0,248	-0,22	-0,082	-0,034	0,193	-0,304	0,433	0,044	0,275	0,049	-0,335	-0,007	-0,1	0,067	-0,325	0,42	-0,143	-0,137	0,021	-0,003	2,19E-16
TP1	0,208	-0,221	0,212	0,216	-0,053	0,075	-0,229	-0,491	0,121	0,156	0,128	-0,251	-0,1	0,163	0,207	-0,473	-0,188	0,016	0,043	0,127	0,199	3,67E-17
TP2	0,187	-0,178	0,308	0,107	0,385	0,062	-0,074	0,324	-0,079	-0,165	0,046	-0,271	-0,077	-0,123	0,472	0,39	-0,068	0,073	-0,016	-0,04	0,219	1,46E-16
TP3	0,232	-0,184	0,238	0,031	-0,085	0,089	0,328	0,114	-0,166	-0,069	-0,56	0,161	-0,022	0,058	-0,036	-0,213	0,25	-0,363	0,17	0,025	0,269	-8,77E-17
TP4	0,106	-0,285	-0,269	0,054	-0,485	0,045	-0,133	0,063	-0,017	-0,037	0,327	0,347	0,167	-0,296	0,225	0,129	0,093	-0,024	0,228	0,093	0,305	1,75E-16
TP5	0,117	0,326	0,043	0,014	-0,242	0,195	0,528	-0,087	0,069	-0,074	0,317	-0,312	-0,164	0,169	-0,087	0,137	0,202	0,222	0,191	-0,118	0,253	1,06E-16
TP6	0,198	0,093	-0,257	0,152	0,337	-0,18	-0,208	-0,437	-0,153	-0,101	-0,156	-0,131	0,283	-0,136	-0,223	0,192	0,385	0,102	0,114	-0,005	0,225	1,65E-16
TP7	0,174	0,431	0,122	-0,024	0,004	0,105	-0,073	-0,07	0,319	0,07	-0,055	-0,025	0,021	-0,385	-0,172	0,186	-0,411	-0,433	0,181	0,143	0,118	1,85E-16
TP8	0,156	0,395	0,129	-0,048	0,042	-0,054	-0,11	-0,042	0,401	-0,21	-0,188	0,468	-0,086	-0,011	0,328	-0,159	0,167	0,377	-0,073	-0,062	0,052	-1,54E-16
Q1P	0,298	-0,121	-0,254	0,091	-0,018	-0,017	0,185	-0,216	0,043	-0,016	-0,088	-0,068	-0,431	-0,244	0,246	0,108	0,135	-0,093	0,153	0,07	-0,597	-3,95E-16
Q1B	0,028	-0,029	0,042	0,049	0,336	0,685	0,127	-0,071	-0,075	0,368	0,071	0,289	0,274	-0,011	0,018	0,012	0,017	0,164	0,167	0,025	-0,174	2,12E-17
Q2P	0,046	-0,172	-0,41	0,297	0,121	0,056	0,24	0,19	0,532	-0,262	-0,089	-0,142	0,356	0,224	0,026	-0,077	-0,141	-0,047	-0,04	0,121	-0,02	5,83E-17
Q2B	0,187	0,089	0,461	0,116	-0,266	-0,055	-0,164	0,068	-0,066	-0,276	0,116	-0,106	0,464	0,11	-0,05	0,017	0,138	-0,009	0,194	0,096	-0,474	-5,06E-17

Fonte: Autor.

Desta forma, mediante a metodologia proposta no item 4.4 cuja implementação fora descrita na Tabela 28, as variáveis QTT, QTC, QTP, NMV, JTE, NCE, TP1, TP2, TP3, TP8, Q1P e Q2B foram extraídas da matriz original de dados denotando uma nova estrutura a esta, conforme Tabela 29.

Tabela 29. Matriz de dados com redução de variáveis

	QTD	JTD	NCD	NCL	TP4	TP5	TP6	TP7	Q1B	Q2P
2/set	358,00	13,06	133,00	28,00	10389,89	19398,67	8952,90	5006,38	3405,96	0,00
3/set	404,00	11,19	136,00	28,00	6111,76	20274,53	9255,08	6141,31	5593,24	66,18
4/set	624,00	12,08	140,00	28,00	4599,80	20122,03	13029,41	6019,83	3096,68	1248,07
5/set	658,00	9,28	138,00	28,00	3679,07	20800,54	10874,55	5467,32	4482,26	103,85
6/set	804,00	9,16	136,00	27,00	4692,82	22590,04	12523,93	7309,85	6971,09	0,00
7/set	889,00	12,41	135,00	26,00	5519,03	6527,20	412,42	322,53	1722,36	0,00
9/set	75,00	11,30	137,00	28,00	6787,51	16781,96	17661,05	6164,00	1851,66	680,23
10/set	548,00	13,03	135,00	28,00	9050,53	20663,35	13253,56	4411,69	3779,79	1267,05
11/set	715,00	13,16	133,00	28,00	6214,08	29052,76	14885,36	9984,72	6085,38	449,48
12/set	852,00	12,06	130,00	28,00	8085,82	26918,56	13652,06	6127,02	7927,30	485,35
13/set	925,00	10,28	130,00	28,00	6037,44	18019,52	13210,71	8818,82	12333,11	91,09
14/set	402,00	5,33	117,00	28,00	5100,78	14870,09	1212,52	1102,02	7367,95	73,70
16/set	763,00	10,15	134,00	28,00	11047,93	10986,32	16767,99	3027,09	1102,41	1183,49
17/set	943,00	10,05	127,00	28,00	12445,18	14228,11	6074,30	2852,41	9042,00	560,65
18/set	783,00	9,08	136,00	28,00	8060,83	21152,59	8418,95	4457,23	6661,12	275,07
19/set	957,00	10,15	138,00	28,00	7167,52	16391,76	13032,87	6829,74	7308,11	0,00
20/set	1266,00	10,21	135,00	28,00	8136,99	17853,71	12094,77	5419,71	7444,57	451,76
21/set	342,00	5,01	109,00	26,00	1395,79	19396,70	7852,23	2836,87	3057,75	0,00
23/set	664,00	13,23	139,00	28,00	13334,69	13188,53	15615,16	2363,25	81,33	0,00
24/set	963,00	13,10	140,00	27,00	15698,51	14781,29	6968,70	3360,64	185,04	0,00
25/set	853,00	13,47	136,00	28,00	4607,50	18506,91	8834,99	7319,94	3832,17	86,11
26/set	733,00	13,13	128,00	28,00	5303,27	19910,16	11213,83	4996,56	1996,04	0,00
27/set	871,00	11,18	127,00	28,00	9269,89	18987,78	9771,46	5497,29	636,30	0,00
28/set	779,00	5,42	102,00	28,00	2365,98	17571,02	3430,48	1455,22	30,76	373,01
30/set	109,00	13,05	127,00	28,00	8966,23	19801,29	15759,30	5258,66	333,76	0,00
1/out	1090,00	13,07	128,00	28,00	11913,29	12486,99	13922,47	3747,76	3796,32	505,13
2/out	1000,00	13,45	135,00	28,00	6369,24	14352,69	10341,67	8828,63	932,31	98,42
3/out	936,00	13,02	130,00	28,00	5961,56	18156,48	9637,50	7802,97	4547,48	73,28
4/out	1088,00	11,17	134,00	28,00	6799,79	20531,06	13128,64	4705,70	712,66	137,74
5/out	52,00	4,47	129,00	28,00	2686,57	15752,20	8770,73	5757,90	340,53	0,00
7/out	765,00	13,06	134,00	28,00	7098,63	9992,46	16246,92	3949,79	1436,04	20,13
8/out	908,00	13,49	131,00	28,00	8864,57	14526,24	14785,26	3476,54	586,45	96,39
9/out	329,00	13,07	138,00	26,00	8713,04	23193,50	9484,53	7457,03	867,45	0,00
10/out	824,00	13,11	129,00	28,00	7760,93	18181,85	12199,92	8848,35	1807,73	0,00
11/out	926,00	12,01	133,00	28,00	10003,44	20503,96	12588,55	4218,95	2457,37	78,66

(Continua)

										(Conclusão)
12/out	**28,00**	**5,88**	**125,00**	**28,00**	**5277,85**	**17659,22**	**7861,11**	**5176,45**	**308,01**	**0,00**
14/out	**1009,00**	**13,03**	**133,00**	**28,00**	**8946,89**	**12537,12**	**18540,50**	**3558,80**	**5759,41**	**152,65**
15/out	**1153,00**	**12,24**	**134,00**	**27,00**	**8299,24**	**11527,24**	**9816,56**	**3771,23**	**11660,46**	**207,87**
16/out	**812,00**	**13,05**	**137,00**	**28,00**	**7386,79**	**23092,28**	**11316,38**	**8936,79**	**1051,06**	**435,70**
17/out	**827,00**	**10,29**	**133,00**	**28,00**	**4588,42**	**17731,03**	**11911,64**	**5868,02**	**1191,43**	**301,18**
18/out	**776,00**	**9,84**	**136,00**	**28,00**	**10533,94**	**10757,46**	**18210,31**	**2394,20**	**1849,24**	**58,13**
19/out	**25,00**	**4,98**	**117,00**	**28,00**	**4462,92**	**18724,05**	**9304,70**	**3503,32**	**4338,02**	**0,00**
21/out	**820,00**	**10,35**	**136,00**	**28,00**	**11421,33**	**17485,67**	**6784,98**	**3253,82**	**5751,01**	**1794,29**
22/out	**967,00**	**10,01**	**141,00**	**28,00**	**9048,52**	**23338,76**	**6367,49**	**5858,33**	**3120,16**	**186,36**
23/out	**814,00**	**11,21**	**137,00**	**27,00**	**24436,35**	**24430,93**	**5361,35**	**4997,77**	**1742,01**	**16,16**
24/out	**903,00**	**9,25**	**137,00**	**28,00**	**6749,47**	**22115,65**	**10049,71**	**7065,01**	**702,02**	**0,00**
25/out	**1058,00**	**9,20**	**144,00**	**28,00**	**21351,42**	**13181,36**	**8681,38**	**4244,99**	**12,40**	**440,46**
26/out	**501,00**	**5,13**	**126,00**	**28,00**	**16569,22**	**9667,47**	**6363,10**	**5081,20**	**1150,93**	**227,76**
28/out	**1230,00**	**10,18**	**145,00**	**28,00**	**27009,54**	**17678,15**	**14434,17**	**2348,29**	**2092,67**	**2158,31**
29/out	**709,00**	**11,19**	**144,00**	**28,00**	**7908,84**	**15408,92**	**13467,41**	**6172,71**	**2198,86**	**0,00**
30/out	**919,00**	**9,94**	**138,00**	**28,00**	**3663,33**	**25372,06**	**9338,98**	**7492,85**	**2141,38**	**0,00**
31/out	**947,00**	**9,97**	**142,00**	**28,00**	**19420,51**	**22405,41**	**6006,42**	**3524,46**	**2725,03**	**0,00**
1/nov	**1150,00**	**10,14**	**140,00**	**28,00**	**20501,08**	**17377,60**	**9996,60**	**5481,21**	**3074,73**	**95,03**
4/nov	**260,00**	**9,23**	**140,00**	**28,00**	**6948,61**	**19461,67**	**14328,03**	**6073,17**	**6108,30**	**0,00**
5/nov	**789,00**	**8,95**	**136,00**	**28,00**	**11051,94**	**14655,00**	**10191,46**	**4364,10**	**7833,53**	**611,85**
6/nov	**788,00**	**9,01**	**142,00**	**28,00**	**6145,69**	**20039,38**	**9437,85**	**5609,65**	**426,41**	**95,77**
8/nov	**879,00**	**8,71**	**140,00**	**28,00**	**9217,60**	**19165,31**	**7693,79**	**5834,15**	**1375,24**	**0,00**
9/nov	**324,00**	**6,19**	**109,00**	**28,00**	**2869,12**	**12619,78**	**10716,96**	**5137,48**	**1196,03**	**962,17**
11/nov	**718,00**	**10,33**	**137,00**	**28,00**	**7948,61**	**22018,91**	**5152,21**	**5404,48**	**1502,77**	**0,00**
12/nov	**619,00**	**10,24**	**146,00**	**28,00**	**9492,57**	**14096,78**	**12990,91**	**6926,09**	**823,95**	**99,53**
13/nov	**708,00**	**8,01**	**144,00**	**28,00**	**8346,48**	**14344,91**	**8516,21**	**5190,46**	**296,70**	**0,00**
14/nov	**653,00**	**9,77**	**141,00**	**28,00**	**5394,75**	**19765,71**	**17397,44**	**7171,23**	**762,03**	**890,71**
15/nov	**854,00**	**8,79**	**133,00**	**28,00**	**6361,11**	**15865,26**	**13208,05**	**7949,79**	**6757,66**	**0,00**

Fonte: Autor.

5.5 Aplicação do modelo matemático

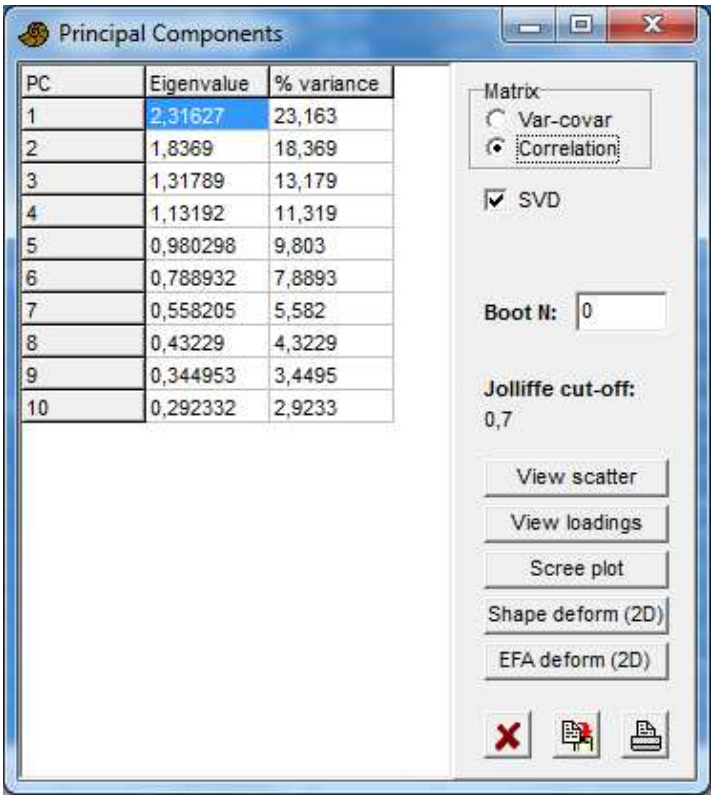
Apesar de um dos objetivos deste trabalho ser a construção de um modelo matemático para a geração de um novo índice de produtividade, a construção do referencial teórico acabou por apresentar um modelo matemático proposto por Kubrusly (2001), descrito no item 3.4.6, que utiliza uma base de dados multivariados para a construção de índices. Com isto, consideraram-se desnecessários os esforços para a criação de um novo

modelo matemático para a concepção do índice proposto, tendo em vista a sua já existência bastando simplesmente adotá-lo.

Assim, tomando-se

o modelo descrito no item 3.4.5, o primeiro passo para sua aplicação implicou na ponderação das variáveis selecionadas atribuindo a estas pesos estatísticos que apontam suas importâncias nos processos em estudo.

Para tanto, aplicou-se novamente a PCA à matriz de dados com a redução de variáveis realizada com o objetivo de obter os autovalores e seus respectivos autovetores para o processo de ponderação. A Figura 14 mostra a relação das PCs obtidas e seus autovalores, bem como seu percentual de variância.



PC	Eigenvalue	% variance
1	2,31627	23,163
2	1,8369	18,369
3	1,31789	13,179
4	1,13192	11,319
5	0,980298	9,803
6	0,788932	7,8893
7	0,558205	5,582
8	0,43229	4,3229
9	0,344953	3,4495
10	0,292332	2,9233

Figura 14. PCs, autovalores e percentuais de variância.
Fonte: Autor.

A Tabela 30 lista os autovetores das PCs encontradas da matriz de dados com a redução de variáveis realizada. Foram utilizados os coeficientes do autovetor da PC1 que possui um percentual de variância 23,163%, isto é, com maior poder de descrição do processo.

Tabela 30. Relação dos autovalores e seus respectivos autovetores

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10
Autoval.	2,31627	1,8369	1,31789	1,13192	0,9803	0,78893	0,55821	0,43229	0,34495	0,29233
% Var.	23,163	18,369	13,179	11,319	9,803	7,8893	5,582	4,3229	3,4495	2,9233
Autovetores										
QTD	0,3898	-0,2747	-0,2423	0,3306	-0,0549	-0,3216	-0,4782	-0,2777	0,3509	-0,263
JTD	0,4763	0,04117	-0,2079	-0,0934	-0,3969	0,2431	-0,3672	0,2697	-0,4465	0,3097
NCD	0,5052	-0,047	-0,185	-0,2158	0,1227	-0,089	0,5372	-0,3332	-0,3625	-0,3282
NCL	0,1981	0,1345	0,5892	0,02676	0,2465	-0,6083	-0,1792	0,1804	-0,3097	0,05854
TP4	0,2967	-0,4854	-0,1006	-0,0981	0,369	-0,0277	0,248	0,4716	0,3263	0,3596
TP5	0,1264	0,4565	-0,2135	0,1196	0,5721	0,2917	-0,2076	0,3355	0,00852	-0,3842
TP6	0,3544	0,1831	0,4654	-0,1423	-0,4186	0,1859	0,159	0,2251	0,4576	-0,3301
TP7	0,2516	0,5888	-0,0859	-0,0134	0,1022	-0,0782	0,08671	-0,3625	0,3321	0,5628
Q1B	0,05228	0,08925	-0,0361	0,8559	-0,1842	-0,0286	0,4048	0,1952	-0,1216	0,06269
Q2P	0,1764	-0,2652	0,4855	0,2402	0,2839	0,5763	-0,1206	-0,3892	-0,0959	0,1315

Fonte: Autor.

Por fim, ao submeter cada coeficiente do autovetor da PC1 a sua divisão pela raiz quadrada de seu autovalor submetendo os resultados a um arredondamento até duas casas decimais, obteve-se a relação de pesos das variáveis selecionadas, conforme a Tabela 31.

Tabela 31. Relação de variáveis consideradas e seus pesos

Variáveis	Pesos
QTD	0,26
JTD	0,31
NCD	0,33
NCL	0,13
TP4	0,19
TP5	0,08
TP6	0,23
TP7	0,17
Q1B	0,03
Q2P	0,12

Fonte: Autor.

Após a definição dos pesos das variáveis, aplicou-se o modelo matemático descrito no item 3.4.6, para a obtenção dos índices de produtividade que, basicamente, consiste no somatório das multiplicações dos valores das observações de cada variável pelo seu devido peso estatístico encontrado. O resultado obtido é apresentado na Tabela 32.

Tabela 32. Construção do índice de produtividade

	QTD	JTD	NCD	NCL	TP4	TP5	TP6	TP7	Q1B	Q2P	Indice
2/set	91,692	4,087	44,149	3,645	2025,508	1611,107	2084,793	827,637	116,999	0	6809,616
3/set	103,473	3,502	45,145	3,645	1191,487	1683,85	2155,159	1015,26	192,134	7,671	6401,324
4/set	159,82	3,781	46,473	3,645	896,73	1671,184	3034,058	995,177	106,374	144,658	7061,9
5/set	168,528	2,904	45,809	3,645	717,234	1727,536	2532,272	903,838	153,971	12,037	6267,774
6/set	205,922	2,867	45,145	3,514	914,865	1876,158	2916,351	1208,438	239,465	0	7412,725
7/set	227,693	3,884	44,813	3,384	1075,934	542,1	96,037	53,32	59,165	0	2106,329
9/set	19,209	3,536	45,477	3,645	1323,224	1393,783	4112,592	1019,011	63,607	78,842	8062,926
10/set	140,355	4,078	44,813	3,645	1764,4	1716,142	3086,254	729,325	129,84	146,858	7765,709
11/set	183,127	4,119	44,149	3,645	1211,434	2412,903	3466,239	1650,638	209,04	52,097	9237,391
12/set	218,216	3,774	43,153	3,645	1576,33	2235,653	3179,05	1012,897	272,312	56,255	8601,283
13/set	236,913	3,217	43,153	3,645	1176,998	1496,565	3076,276	1457,896	423,656	10,558	7928,877
14/set	102,961	1,668	38,838	3,645	994,396	1234,998	282,35	182,182	253,097	8,542	3102,677
16/set	195,421	3,177	44,481	3,645	2153,793	912,441	3904,632	500,428	37,869	137,173	7893,059
17/set	241,523	3,145	42,157	3,645	2426,186	1181,679	1414,475	471,55	310,603	64,982	6159,947
18/set	200,544	2,842	45,145	3,645	1571,458	1756,775	1960,456	736,853	228,817	31,882	6538,415
19/set	245,109	3,177	45,809	3,645	1397,307	1361,376	3034,864	1129,068	251,042	0	7471,396
20/set	324,251	3,195	44,813	3,645	1586,305	1482,794	2816,416	895,967	255,729	52,361	7465,477
21/set	87,594	1,568	36,182	3,384	272,109	1610,944	1828,488	468,981	105,037	0	4414,287
23/set	170,065	4,14	46,141	3,645	2599,596	1095,34	3636,182	390,684	2,794	0	7948,586
24/set	246,646	4,1	46,473	3,514	3060,423	1227,622	1622,747	555,569	6,356	0	6773,45
25/set	218,472	4,216	45,145	3,645	898,232	1537,044	2057,336	1210,106	131,639	9,981	6115,815
26/set	187,738	4,109	42,489	3,645	1033,872	1653,588	2611,278	826,014	68,566	0	6431,298
27/set	223,082	3,499	42,157	3,645	1807,164	1576,982	2275,404	908,792	21,858	0	6862,583
28/set	199,519	1,696	33,859	3,645	461,247	1459,316	798,829	240,572	1,057	43,234	3242,974
30/set	27,917	4,084	42,157	3,645	1747,965	1644,546	3669,746	869,343	11,465	0	8020,869
1/out	279,173	4,09	42,489	3,645	2322,494	1037,075	3242,018	619,566	130,408	58,547	7739,506
2/out	256,122	4,209	44,813	3,645	1241,683	1192,026	2408,185	1459,518	32,026	11,407	6653,633
3/out	239,73	4,075	43,153	3,645	1162,205	1507,94	2244,21	1289,959	156,211	8,494	6659,622
4/out	278,661	3,496	44,481	3,645	1325,618	1705,155	3057,165	777,93	24,481	15,965	7236,595
5/out	13,318	1,399	42,821	3,645	523,746	1308,259	2042,372	951,876	11,698	0	4899,134
7/out	195,933	4,087	44,481	3,645	1383,877	829,898	3783,295	652,965	49,33	2,333	6949,844
8/out	232,559	4,222	43,485	3,645	1728,147	1206,44	3442,929	574,729	20,145	11,172	7267,473
9/out	84,264	4,09	45,809	3,384	1698,606	1926,277	2208,589	1232,77	29,798	0	7233,587
10/out	211,045	4,103	42,821	3,645	1512,992	1510,047	2840,901	1462,778	62,098	0	7650,429
11/out	237,169	3,759	44,149	3,645	1950,169	1702,904	2931,398	697,462	84,413	9,117	7664,186
12/out	7,171	1,84	41,493	3,645	1028,916	1466,642	1830,556	855,752	10,58	0	5246,596
14/out	258,427	4,078	44,149	3,645	1744,195	1041,239	4317,383	588,328	197,842	17,693	8216,979
15/out	295,309	3,831	44,481	3,514	1617,936	957,366	2285,906	623,446	400,55	24,093	6256,432
16/out	207,971	4,084	45,477	3,645	1440,054	1917,871	2635,158	1477,398	36,105	50,5	7818,262
17/out	211,813	3,22	44,149	3,645	894,512	1472,606	2773,771	970,08	40,927	34,908	6449,631
18/out	198,751	3,08	45,145	3,645	2053,59	893,433	4240,494	395,801	63,523	6,738	7904,199

(Continuar)

(Conclusão)

19/out	6,403	1,559	38,838	3,645	870,046	1555,078	2166,714	579,156	149,016	0	5370,454
21/out	210,02	3,239	45,145	3,645	2226,587	1452,228	1579,966	537,91	197,554	207,968	6464,261
22/out	247,67	3,133	46,805	3,645	1764,008	1938,341	1482,748	968,478	107,181	21,6	6583,609
23/out	208,483	3,508	45,477	3,514	4763,863	2029,049	1248,456	826,214	59,84	1,873	9190,278
24/out	231,278	2,895	45,477	3,645	1315,808	1836,759	2340,198	1167,962	24,115	0	6968,138
25/out	270,977	2,879	47,8	3,645	4162,457	1094,744	2021,566	701,767	0,426	51,052	8357,313
26/out	128,317	1,605	41,825	3,645	3230,167	802,907	1481,726	840,006	39,536	26,399	6596,133
28/out	315,03	3,186	48,132	3,645	5265,506	1468,214	3361,174	388,211	71,886	250,16	11175,14
29/out	181,591	3,502	47,8	3,645	1541,827	1279,749	3136,052	1020,45	75,533	0	7290,149
30/out	235,376	3,111	45,809	3,645	714,166	2107,212	2174,696	1238,691	73,559	0	6596,264
31/out	242,548	3,12	47,136	3,645	3786,026	1860,824	1398,669	582,651	93,608	0	8018,227
1/nov	294,541	3,173	46,473	3,645	3996,683	1443,252	2327,831	906,134	105,62	11,014	9138,366
4/nov	66,592	2,889	46,473	3,645	1354,631	1616,34	3336,458	1003,995	209,827	0	7640,847
5/nov	202,08	2,801	45,145	3,645	2154,574	1217,134	2373,206	721,457	269,091	70,917	7060,05
6/nov	201,824	2,82	47,136	3,645	1198,101	1664,32	2197,719	927,367	14,648	11,1	6268,681
8/nov	225,131	2,726	46,473	3,645	1796,97	1591,726	1791,593	964,481	47,241	0	6469,986
9/nov	82,984	1,937	36,182	3,645	559,335	1048,104	2495,576	849,31	41,085	111,521	5229,677
11/nov	183,896	3,233	45,477	3,645	1549,581	1828,725	1199,755	893,449	51,622	0	5759,382
12/nov	158,54	3,205	48,464	3,645	1850,575	1170,772	3025,093	1144,997	28,304	11,536	7445,13
13/nov	181,335	2,507	47,8	3,645	1627,145	1191,38	1983,104	858,068	10,192	0	5905,176
14/nov	167,248	3,058	46,805	3,645	1051,706	1641,591	4051,207	1185,522	26,177	103,238	8280,195
15/nov	218,728	2,751	44,149	3,645	1240,098	1317,649	3075,656	1314,231	232,133	0	7449,04

Fonte: Autor.

Desta forma, obteve-se o índice de produtividade almejado, com a expectativa de que este possa determinar a eficiência produtiva de uma jornada de trabalho nos processos produtivos dos Setores de Desossa e Embalagem Secundária da empresa objeto de estudo. Para facilitar sua referência, foi adotado a este índice a denominação de *Índice de Eficiência Produtiva* (IEP).

5.6 Avaliações dos índices de produtividade encontrados

Visando avaliar os IEPs apurados, tomou-se, primeiramente, a relação dos dias de produção (observações) indexados em ordem decrescente por estes, conforme Tabela 33.

Tabela 33. Dias de produção ordenados em ordem decrescente pelo IEP

Data	IEP	Data	IEP	Data	IEP	Data	IEP
28/out	11175,14	10/set	7765,71	24/out	6968,14	6/nov	6268,68
11/set	9237,39	1/out	7739,51	7/out	6949,84	5/set	6267,77
23/out	9190,28	11/out	7664,19	27/set	6862,58	15/out	6256,43
1/nov	9138,37	10/out	7650,43	2/set	6809,62	17/set	6159,95
12/set	8601,28	4/Nov	7640,85	24/set	6773,45	25/set	6115,82
25/out	8357,31	19/set	7471,40	3/out	6659,62	13/nov	5905,18
14/nov	8280,20	20/set	7465,48	2/out	6653,63	11/nov	5759,38
14/out	8216,98	15/Nov	7449,04	30/out	6596,26	19/out	5370,45
9/set	8062,93	12/Nov	7445,13	26/out	6596,13	12/out	5246,60
30/set	8020,87	6/set	7412,73	22/out	6583,61	9/nov	5229,68
31/out	8018,23	29/out	7290,15	18/set	6538,42	5/out	4899,13
23/set	7948,59	8/out	7267,47	8/nov	6469,99	21/set	4414,29
13/set	7928,88	4/out	7236,60	21/out	6464,26	28/set	3242,97
18/out	7904,20	9/out	7233,59	17/out	6449,63	14/set	3102,68
16/set	7893,06	4/set	7061,90	26/set	6431,30	7/set	2106,33
16/out	7818,26	5/Nov	7060,05	3/set	6401,32		

Fonte: Autor.

O objetivo deste procedimento foi realizar análises dos valores das variáveis das amostras em conjunto com o seus respectivos IEPs apurados, procurando compreender o comportamento do índice obtido em relação a tais observações da produção.

Para tanto, foram colhidas amostras de observações da matriz original de dados, de modo aleatório, para serem analisadas, dispondo-as sob a forma de duas tabelas (quatro amostras de observações em cada uma) ordenadas em forma decrescente pelo seu IEP apurado.

Considerando o fato de que, os índices obtidos possuem valores absolutos relativamente altos (valores na casa dos milhares), buscou-se simplificar tais valores dividindo estes por 1000 e arredondando o valor final para até duas casas decimais. Visa-se, com esta providência, facilitar a análise dos IEPs encontrados.

A Tabela 34 apresenta a primeira amostra de observações a ser avaliada em conjunto com o IEP apurado de cada uma delas:

Tabela 34. Primeira amostra de observações para validação do IEP.

Data	QTD	JTD	NCD	NCL	TP4	TP5	TP6	TP7	Q1B	Q2P	IEP
12/set	852,00	12,06	130	28,00	8085,82	26918,56	13652,06	6127,02	7927,30	485,35	8,60
4/nov	260,00	9,23	140	28,00	6948,61	19461,67	14328,03	6073,17	6108,30	0,00	7,64
24/set	963,00	13,10	140	27,00	15698,51	14781,29	6968,70	3360,64	185,04	0,00	6,77
23/set	664,00	13,23	139	28,00	13334,69	13188,53	15615,16	2363,25	81,33	0,00	6,11

Fonte: Autor.

Com relação à amostra da Tabela 34, nota-se que o dia 12/Set possui seu IEP de maior valor devido a inúmeros fatores. Os mais representativos são:

a) Número de colaboradores no Setor de Desossa (NCD) menor que os demais dias, porém com a segunda menor jornada de trabalho neste setor (JTD): o que denota num bom nível de produtividade com menos recursos humanos, com quantidades de PAs produzidos consideráveis de acordo com as demais variáveis de produção;

b) Embora possua uma produção menor com nível de complexidade 6 (variável TP6) que a amostra do dia 4/nov, possui maior produção com nível de complexidade 7 (TP7), a segunda menor produção com nível de complexidade 4 (TP4) e uma produção mais acentuada com nível de complexidade 5 (TP5) que os demais dias.

c) O número de dianteiros processados (QTD) neste dia é o segundo maior. Constata-se que, o processamento de dianteiros no Setor de Desossa por si só remete numa alta produtividade em relação aos demais tipos de peças a serem desossadas.

A Tabela 35 apresenta a segunda amostra de observações a ser avaliada em conjunto com o IEP apurado de cada uma delas:

Tabela 35. Segunda amostra de observações para validação do IEP.

Data	QTD	JTD	NCD	NCL	TP4	TP5	TP6	TP7	Q1B	Q2P	IEP
01/Nov	1150	10,14	140	28	20501,08	17377,60	9996,60	5481,21	3074,73	95,03	9,14
09/Set	75	11,30	137	28	6787,51	16781,96	17661,05	6164,00	1851,66	680,23	8,06
30/Set	109	13,05	127	28	8966,23	19801,29	15759,3	5258,66	333,76	0,00	8,02
11/Out	926	12,01	133	28	10003,44	20503,96	12588,55	4218,95	2457,37	78,66	7,66

Fonte: Autor

Referente às amostras apresentadas na Tabela 35, nota-se que o dia 01/Nov possui o maior IEP devido aos seguintes fatos:

a) Possui um relativo desempenho produtivo com a menor das jornadas de trabalho do Setor de Desossa (JTD).

b) Dentre as amostras, possui produção com maior nível de complexidade (TP7).

Ainda referente à amostras da Tabela 35, explica-se o IEP do dia 30/Set ser maior que os IEPs do dia 11/Out, apesar da alta quantidade de dianteiros processados (QTD) neste dia em relação ao primeiro:

a) Menor número de funcionários no Setor de Desossa (NCD) no dia 30/Set em relação ao dia 11/Out.

b) Mesmo com menor número de funcionários no Setor de Desossa, houve maior produtividade de PAs com complexidade de produção alta (TP6 e TP7).

Desta forma, considerando as variáveis selecionadas como aquelas que realmente descrevem a variância dos processos produtivos descritos, pode-se afirmar que, nestes casos avaliados, os índices formados condizem com a eficiência produtiva projetada por estes nos períodos medidos.

Também para fins de avaliação, foi realizada uma análise comparativa entre a apuração do atual indicador utilizado pela empresa objeto de estudo (kg-homem-hora) e os IEPs encontrados.

A Tabela 36 descreve este procedimento, onde apresenta a concatenação das Tabelas 34 e 35 ordenadas pelos IEPs encontrados em ordem decrescente e submetidos a uma divisão por 1000 com o objetivo da diminuição de suas casas decimais. A esta nova apresentação é adicionada mais uma coluna com valores do kghh apurados para cada jornada de produção observada:

Tabela 36. Análise comparativa entre o IEP e o kghh

	QTD	JTD	NCD	NCL	TP4	TP5	TP6	TP7	Q1B	Q2P	IEP	kghh
1/nov	294,54	3,17	46,47	3,64	3996,68	1443,25	2327,83	906,13	105,62	11,01	9,14	73,28
12/set	852,00	12,06	130,00	28,00	8085,82	26918,56	13652,06	6127,02	7927,30	485,35	8,60	65,05
1/out	279,17	4,09	42,49	3,64	2322,49	1037,08	3242,02	619,57	130,41	58,55	7,74	68,55
4/nov	260,00	9,23	140,00	28,00	6948,61	19461,67	14328,03	6073,17	6108,30	0,00	7,64	59,60
24/set	963,00	13,10	140,00	27,00	15698,51	14781,29	6968,70	3360,64	185,04	0,00	6,77	63,56
22/out	247,67	3,13	46,80	3,64	1764,01	1938,34	1482,75	968,48	107,18	21,60	6,58	70,46
23/set	664,00	13,23	139,00	28,00	13334,69	13188,53	15615,16	2363,25	81,33	0,00	6,11	57,34
28/set	199,52	1,70	33,86	3,64	461,25	1459,32	798,83	240,57	1,06	43,23	3,24	80,75

Fonte: Autor.

Observa-se, ao analisar a Tabela 36, que não há relação entre os valores de kghh e os valores do IEP encontrados para as amostras.

Conclui-se, portanto, que o método de avaliação da produtividade proposto pela análise do IEP é distinto do método de avaliação através do kghh, confirmando a hipótese construída para este trabalho, discutida no item 1.3.

5.7 Considerações finais com relação à seleção de variáveis

Os resultados obtidos após a seleção de variáveis trazem questionamentos pertinentes referentes à identificação das variáveis relevantes aos processos produtivos estudados. São estes:

a) A obtenção do IEP para uma jornada de produção que, supostamente, não processou peças de dianteiros (apontadas pela variável QTD) não ficaria comprometida, tendo em vista que a o procedimento de seleção de variáveis determinou a exclusão das variáveis QTT (apontamento de peças Traseiras), QTC (apontamento de peças costelas) e QTP (apontamento de outras peças)?

b) A obtenção do IEP para uma jornada de produção cuja programação de produção previu apenas produtos de menor complexidade (apontadas pelas variáveis TP1, TP2 e TP3) ou somente produtos de alta complexidade (variável

TP8) não ficaria comprometida, tendo em vista que, as variáveis responsáveis por descrever o comportamento destes tipos de produção foram excluídas?

Para elucidar tais questionamentos, retoma-se o item 5.2.3 (Tabela 15), que descreve o processo de determinação dos tipos de produção: este processo considera o corte de origem do PA (dianteiro, traseiro ou costela) como um dos atributos utilizados na construção das faixas de complexidade de produção com seu devido peso estatístico (peso 4, conforme Tabela 15). Sendo assim, a concepção das variáveis que descrevem os níveis de complexidade de produção TP1, TP2, TP3, TP4, TP5, TP6, TP7 e TP8 já traz consigo cargas estatísticas referentes aos cortes de origem. Isso significa que, caso venha a ocorrer, por exemplo, em uma jornada e produção, apenas o processamento de peças traseiras e/ou costelas, por mais que não se observe variáveis específicas para o apontamento destas, as variáveis que descrevem os níveis de complexidade de produção já consideram, intrinsecamente, os tipos de peças em suas observações.

Constata-se, portanto, que existe relativa dependência estatística entre as variáveis excluídas QTT, QTC e QTP com as variáveis de tipo de produção de complexidade alta (TP4,TP5, TP6 e TP7), conforme discutido no item 3.4.1. Por este motivo, o processo de exclusão de variáveis determinou a desnecessidade de observação destas.

Da mesma forma, constata-se a dependência estatística entre a variável QTD (apontamento da quantidade de dianteiros) com as variáveis excluídas TP1, TP2 e TP3, pois estas teriam por objetivo descrever o comportamento industrial quando houvesse produção menos complexa. Ao analisar novamente a Tabela 15 do item 3.4.1, percebe-se a influência estatística do corte dianteiro nos tipos de produção menos complexos, pois considera o dianteiro como uma peça com a menor complexidade dentre as demais para processamento. Por este motivo, a grande maioria dos PAs com pouca complexidade de produção é de origem do corte dianteiro.

Com relação à uma hipotética jornada de trabalho com produção apenas de alta complexidade (descrita pela variável excluída TP8), é possível afirmar que, tal situação é impossível, se for considerado o comportamento da indústria

em estudo nos sessenta e três dias de observação como sendo o seu comportamento padrão. Ou seja, caso venha a ocorrer uma jornada de produção com apenas este nível de complexidade, será uma situação atípica não descrita até o momento pelas observações das variáveis realizadas.

Outras situações de produção a serem destacadas remetem-se às variáveis Q1B (quantidades de caixas brancas produzidas na Linha 1) e Q2P (quantidade de caixa pardas produzidas na linha 2): apenas houveram registros de produção de caixas brancas na linha 1 e/ou registros de produção de caixas pardas na Linha 2 em situações anômalas do processo industrial do Setor de Embalagem Secundária. Tal afirmação deve-se ao fato de que a Linha 1 é destinada apenas a produção de caixas pardas enquanto que a Linha 2 é destinada para a produção de caixas brancas. Subentende-se "situações anômalas" quando:

a) Ocorreu gargalo de produção em uma das linhas, utilizando outra para desafogar o fluxo do processo produtivo, ou;

b) Ocorreu alguma falha no processo produtivo de alguma destas linhas, desviando o fluxo para a outra.

Ao identificar tais situações, constata-se uma variação no processo padrão, refletindo no esforço de produção despendido no Setor de Embalagem Secundária, o que denota, portanto, em observações específicas do processo.

Por fim, da mesma forma com que se constatou dependência estatística entre as variáveis que medem a quantidade de peças processadas e os tipos de produção, observa-se esta situação também entre as variáveis de níveis de complexidade de produção e as demais variáveis excluídas Q1P (quantidade de caixas pardas na linha 1) e Q2B (quantidade de caixas brancas na linha 2). Ou seja, caso as variáveis Q1P e Q2B, ao serem observadas, tivessem seus valores apurados somados, refletiriam exatamente o somatório das observações das variáveis de complexidade de processo, caso não houvesse anomalia no processo produtivo da Embalagem Secundária.

Explica-se, portanto, a exclusão destas variáveis mediante a aplicação da PCA na matriz de dados analisada.

6 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos através deste trabalho indicaram, primeiramente, a real necessidade de se propor um novo índice de produtividade em substituição ao atual kghh, respaldado através da importância relatada sobre a utilização de indicadores de produtividade e aplicação de seus apontamentos no direcionamento estratégico da empresa.

Para tanto, a obtenção do novo índice, denominado Índice de Eficiência Produtiva (IEP), para a medição de produtividade nos Setores de Desossa e Embalagem Secundária da empresa objeto de estudo demonstrou através da metodologia proposta, ser viável, alcançando todos os objetivos elencados no trabalho. Destaca-se, dentre as etapas metodológicas realizadas, a eficiência da aplicação da PCA no isolamento de variáveis com maior potencial de descrição do processo produtivo.

Entretanto, apesar de toda a especificidade envolvida nos processos estudados, é possível afirmar que tal modelo de construção do IEP possa ser utilizado em outra indústria de mesma natureza. Porém, nas diferentes etapas de sua implementação, os resultados poderão ser os mais diversos, desde a identificação de variáveis de processo a serem medidas até a seleção daquelas mais relevantes, que de fato venham a descrever o comportamento dos processos medidos.

Por fim, é conveniente ressaltar que este não é um trabalho definitivo relativo ao tema. A realização deste trabalho propicia a abertura de um leque de novos projetos de pesquisa com temas derivados.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, C. R. **Espectroscopia no infravermelho próximo para predizer propriedades da madeira e do carvão de plantio clonal de *eucalypts sp***. Dissertação de Mestrado. Lavras, Minas Gerais. 2009.

ANZANELLO, M. J. **Seleção de variáveis com vistas à classificação de bateladas de produção em duas classes**. Revista Eletrônica Gestão e Produção, v. 16 n.4 p. 526-533, out-dez. 2009.

ARAUJO, A. L. M. **Indicadores de qualidade e produtividade como instrumento de apoio à decisão no processo de expedição de veículos.** Produçao. vol.7 n.º.2. São Paulo. 1997.

BARBALHO, V. et. al**. Indicadores de controle e desempenho: uma ferramenta de gestão direcionada para a atividade pecuária bovina de corte**. Disponível em <http://www. congressousp.fipecafi.org /artigos62006/ 449.pdf >. Acesso em: 12 Jul. 2012.

BEEFPOINT. **Rabobank: mudanças na indústria de carne bovina no Brasil**. Disponível em: <http://www.beefpoint.com.br/cadeia-produtiva/especiais/ rabobank-mudancas-na-industria-de-carne-bovina-do-brasil>. Acesso em 10 Jul. 2012.

BODENMÜLLER, A. F. Et. al. **Tipologia de produção baseada nas características do leite**. Revista Brasileira de Zootecnia, v.39 n.8 p1832-1839, 2010.

BRAGATTO, S. A. **Um estudo sobre a padronização na cadeia de carne bovina de corte brasileira**. Revista Produção On-Line, v. VIII Num. IV, 2008.

CALLADO, A. L. C. et. al. **A utilização de indicadores gerenciais de desempenho industrial no âmbito de agroindústrias**.Revista Eletrônica Sistemas & Gestão, v. 2 n. 2 p. 102-118, maio a agosto 2007.

CASTANHEIRA, N. P. **Estatística aplicada a todos os níveis**. 2ª Ed. Curitiba: Ipbex 2008.

CHIESA, A. M. et. al. **Geoprocessamento e a promoção da saúde: desiguladades sociais e ambientais em São Paulo**. Revista Saúde Pública. Disponível em: < www.fsp.usp.br/rsp>. Acesso em 10 jan. 2014.

CONTADOR, J. C. **Produtividade Fabril: Método para rápido aumento da produtividade fabril.** Revista Eletrônica Gestão e Produção, v. 1 n.3 p. 217-238, dez. 1994.

COSTA, J. F.; DUARTE, K. S. **Escolha da ferramenta adequada para o desenvolvimento de painéis de indicadores em uma empresa de seguros: uma abordagem multicritério**. Revista Eletrônica Sistemas & Gestão, v. 5 n.1 p.32-49, janeiro a abril 2010.

COSTA JUNIOR, E. L. **Gestão em Processos Produtivos**. 20ª Ed. Curitiba: Ibpex, 2008.

DE ZEN, S.. **Aspectos da produção de carne e as tendências do mercado nacional**. I Simcorte: Simpósio de produção de gado de corte. UFV, Viçosa, 1999.

FARIAS, A. M. L, **O Box Plot**. Disponível em: <http://www.uff.br/cdme/ conheceboxplot/ conheceboxplot-html/boxplot.pdf>. Acesso em 14 jan. 2014.

FRIGORÍFICO SILVA. **Relatório de Cálculo de Produção por kg/homem/hora**. Santa Maria. 2012a. Acesso em 17 ago 2012.

FRIGORÍFICO SILVA. **BPF: Boas Práticas de Fabricação / POP: Procedimentos Operacionais Padronizados**. Santa Maria. 2012b. Acesso em 17 ago 2012.

FRIGORÍFICO SILVA. **Relatório de Distribuição de Carcaças**. Santa Maria. 2012c. Acesso em 17 ago 2012.

FRIGORÍFICO SILVA. **Relatório de Programação de Produção**. Santa Maria. 2012d. Acesso em 17 ago 2012.

FRIGORÍFICO SILVA. **Plano de Participação nos Resultados**. Santa Maria. 2012e. Acesso em 17 ago 2012.

GIRÃO, E. G. **Seleção de indicadores da qualidade de água no Rio Jaibaras pelo emprego da análise de componentes principais**. Revista Ciência Agronômica, v. 38, n.1, pag.17-24, 2007.

HAIR, J. F. Jr. et. al. **Análise multivariada de dados**. 5ª Ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

KAPLAN, R. S.; NORTON, D. P**. A estratégia em ação**. 15ª Ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

KUBRUSLY, L. S. **Um procedimento para calcular índices a partir de uma base de dados multivariados**. Pesquisa Operacional [online]. 2001, vol.21, n.1, pp. 107-117. ISSN 0101-7438.

MACHADO, J. G. et. al. **Estratégias de marketing na indústria de alimentos: o caso dos frigoríficos na região de Presidente Prudente**, SP. XLV Congresso da Sociedade Brasileira de Economia, Administração e Sociologia Rural. Londrina, 2007.

MANLY, B. J. F. **Métodos estatísticos multivariados: uma introdução**. 3ª Ed. São Paulo: Bookman, 2008.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: UFMG, 2007.

MOITA, J. M., MOITA, G. C. **Uma introdução à análise exploratória de dados multivariados**. Química Nova On-Line. Vol. 21, 1998.

MONTAGNER, E., OLIVEIRA, L. C. P. **As estratégias utilizadas pelo Frigorífico Silva para manter-se competitivo no mercado**. Trabalho de Conclusão de Curso. Curso de Administração. Faculdades Metodistas, Santa Maria, 2012.

MOROZINI, J. F. et. al. **Seleção de índices na análise de balanços: uma aplicação da técnica estatística 'ACP'.** R. Cont. Fin, n. 41 p87-89. USP. São Paulo. 2006.

PALLADINI, E D. **Gestão da Qualidade: Teoria e Prática**. São Paulo: Atlas, 2000.

PAIVA, L. C. et. al. **Análise de componentes principais em características de produção de aves de postura**. Revista Brasileira de Zootecnia, v.39 n.2 p285-288, 2010.

PASCOAL, L. et. al. **Relações comerciais entre produtor, indústria e varejo e as implicações na diferenciação e precificação da carne e produtos bovinos não-carcaça**. Revista brasileira de zootecnia. v. 40, p. 82-92, 2011.

PAST. **Paleontological Statistics Version 2.16: Manual de Referência**. Disponível em: <www.academia.edu/3681414/Traducao_do_Manual_do_ Software _Past>. Acesso em 14 jan. 2014.

PEREIRA, R. S. et. al. **O método grasp aplicado a um problema de coloração: estudo de caso em uma instituição de ensino fundamental e**

médio. Disponível em: <http://www.administradores.com.br/producao-academica/ o-metodo-grasp-aplicado-a-um-problema-de-coloracao-estudo-de-caso-em-uma-instituicao-de-ensino-fundamental-e-medio/485/>. Acesso em 14 jan. 2014.

ROCHA SILVA, C**. O uso da análise de conteúdo como ferramenta para a pesquisa qualitativa: deescricação e aplicação do método**. Organ. Rurais Agroind., Lavras, v. 7, n. 1, p. 70-81, 2005.

ROSA, L. C. **Introdução ao controle estatístico de processo**. Santa Maria: Editora UFSM. 2009.

SANTOS, A. R. **Metodologia científica: a construção do conhecimento**. 3ª Ed. Rio de Janeiro: DP&A Editora, 2000.

SOUZA, A. A. et al. **O processo de formação de preços em empresas de proudçao por encomenda: estudo de casos múltiplos na região metropolitana de Belo Horizonte**. Disponível em: <http://www.congressousp. fipecafi.org/ artigos62006/ 423.pdf>. Acesso em 27 nov. 2012.

SELEME, R., STANDLER, H. **Controle de Qualidade: as ferramentas essenciais**. 20ª Ed. Curitiba: Ibpex, 2008.

TROCADO, P. **ARCGIS 9**. GAEP: Instituto Superior Técnico. Lisboa, Portugal. Disponivel em: <http:// georeferencias.no.sapo.pt/Materiais/manual_arcgis.pdf>. Acesso em: dezembro 2014.

VACCARO, G. L. et. Al**. Um estudo da implantação de um otimizador de mix para o setor agropecuário**. Revista Eletrônica Gestão e Produção, v. 13 n.2 p. 283-295, maio a agosto 2006.

VALENTE, R. O. A. et. al**. Comparação entre métodos de avaliação multicriterial, em ambiente SIG, para a conservação e a preservação florestal**. Scientia Forestalis, n. 69, p. 51-61, dezembro 2005.

VARELLA, C. A. A**. Análise de Componentes Principais. Disciplina de Análise Multivariada Aplicada as Ciências Agrárias**. Curso de Pós-Graduação em Agronomia. CPGA-CS. UFRRJ. Seropédica, 2008.

VASCONCELOS, S. **Análise de Componentes Principais (PCA)**. Disponível em: <http://www.ic.uff.br/~aconci/PCA-ACP.pdf>. Acesso em 05 Nov. 2012.

VIANNA, W. B. et. al**. Identificação de indicadores para avaliação estratégica de qualidade ambiental – Caso Fosfértil**. Revista Eletrônica Sistemas & Gestão, v. 4 n.2 p.108-121, maio a agosto 2009.

VICINI, L. **Análise multivariada da origem a prática**. Monografia de conclusão de curso. Curso de Especialização em Estatística. CCNE, UFSM, Santa Maria 2005.

YAMAKI, M. et. al. **Estudo de características de produção de matrizes de corte por meio da análise de componentes principais**. Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnica, v.61, n.1 p.227-231, 2009.

ZUCCHI, J. D., CAIXETA-FILHO, J. V.. **Panorama dos principais elos da cadeia agroindustrial da carne bovina brasileira**. Informações Econômicas, São Paulo, v. 40, nº 1, 2010.

ANEXO A: Descrição dos processos de industriais no Setor de Corte.

Operação: **Cortes de meia-carcaça – Sala de corte**	
Responsável: Operador desossa	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. Após a maturação das meias-carcaças nas câmaras de resfriamento estas são encaminhadas pelos trilhos para sala de corte com auxílio de ganchos metálicos.	02. É feito o corte com a faca entre a quinta e sexta costela, em sentido horizontal, separando a massa muscular entre estas costelas, indicando o local a ser serrado.
03. Com o auxílio de uma serra elétrica, separa-se o quarto dianteiro do traseiro, no local indicado na direção da coluna vertebral até o osso do peito.	04. Desprende-se o quarto dianteiro com o auxílio de uma faca.
05. O quarto dianteiro é colocado em roldanas, percorrendo a trilhagem até o armazenamento na câmara de resfriamento de quartos.	06. Do quarto traseiro (traseiro capote) corta-se com a faca a região do vazio na direção da alcatra, paralelo a coluna vertebral até o início das costelas.
07. Serra-se as costelas paralelamente a coluna com um auxiliar para segurar a peça, separando ponta de agulha (costela do traseiro e vazio) do traseiro serrote.	08. Pendura-se ponta-de-agulha e o traseiro serrote separados em gancheiras suspensas por roldanas e encaminha-as à câmara resfriamento de quartos.
09. Conforme a demanda comercial, estes cortes são encaminhados para a expedição de cortes com osso (tendal) ou para a sala de desossa.	
RESULTADO ESPERADO	
Meia-carcaça dividida em quarto dianteiro, ponta-de-agulha e traseiro serrote	

Operação: **Cortes de Quarto Dianteiro – Sala de desossa**	
Responsável: Operador desossa	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. É retirado o quarto dianteiro da câmara pulmão suspenso em roldana para iniciar o processamento na sala de desossa.	02. Com o quarto dianteiro suspenso, segura-se a porção do peito e cinco primeiras costelas (costela do dianteiro) com o gancho e desprende com faca direcionando para a mesa.
03. Na mesa, desossa-se o peito, risca-se as costelas do dianteiro com uma faca e desossa-se por fora para desprender a carne da costela e do peito.	04. Em seguida suspende-se a porção paleta e acém para desossar o acém, direcionando-se o mesmo para a mesa.
05. Com a paleta suspensa na nória retiram-se os músculos deste corte que serão processados na mesa.	06. Os cortes provenientes do quarto dianteiro processados em diferentes mesas seguem o padrão estabelecido conforme o pedido do cliente.
07. Os ossos seguem por esteira até a sala de carancho para serem processados.	
RESULTADO ESPERADO	
Quarto dianteiro processado em cortes secundários.	

Operação: **Cortes de Ponta-de-Agulha – Sala de desossa**	
Responsável: Operador desossa	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. É retirada a ponta-de-agulha da câmara pulmão suspensa em roldana para iniciar o processamento na sala de desossa.	02. Com auxílio de faca, retira-se o matambre, estando a ponta-de-agulha suspensa em nória.
03. Posteriormente, separa-se a costela do traseiro do vazio.	04. Após a retirada do vazio, este é levado para mesa, toaletado e com auxílio de faca retira-se o bife de vazio.
05. A costela do traseiro é serrada de acordo com a especificação de cada cliente, levada para mesa e embalada.	
RESULTADO ESPERADO	
Ponta-de-agulha processada em cortes diferentes.	

Operação: **Cortes de Traseiro Serrote – Sala de desossa**	
Responsável: Operador desossa	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. É retirado o traseiro serrote da câmara pulmão suspenso em roldana para iniciar o processamento na sala de desossa.	02. Inicialmente retira-se o filé mignon do traseiro serrote, direcionando-o para a mesa de processamento na sala de desossa.
03. Separa-se o lombo na altura da última vértebra lombar e primeira sacral, colocando-o na mesa, permanecendo na nória o coxão e a alcatra.	04. É removido o osso da pelve da alcatra completa e destinado para a sala de carancho.
05. Separa-se a maminha do coração da alcatra e retira-se a picanha direcionando-as separadas para a mesa de processamento.	06. Na seqüência da nória, retira-se o coxão mole, lagarto, coxão duro, patinho, músculo mole e duro direcionando-os para a mesa processamento.
07. Os cortes provenientes do quarto traseiro processados em diferentes mesas seguem o padrão estabelecido conforme o pedido do cliente.	
RESULTADO ESPERADO	
Traseiro serrote processado em diferentes cortes.	

Operação: Embalagem Primária Desossa	
Responsável: Operador embalagem	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. Os cortes são embalados em embalagem de polietileno a vácuo ou embalagem plástica IWP, ao longo das mesas de processamento.	02. São depositados os cortes embalados em esteiras direcionando-os para a máquina de vácuo e tanque de encolhimento.
03. As embalagens de polietileno a vácuo seguem por esteira até a embalagem secundária.	04. As embalagens IWP seguem diretamente por esteira até a embalagem secundária.
RESULTADO ESPERADO	
Cortes embalados.	

Operação: Embalagem Secundária Desossa	
Responsável: Operador embalagem	
ATIVIDADES CRÍTICAS	
01. Os cortes são classificados conforme o padrão de processamento e acondicionados em caixa de papelão ou caixa branca plástica.	02. É realizada a pesagem das caixas de papelão e identificadas por etiquetas com as especificações do produto.
RESULTADO ESPERADO	
Cortes embalados.	

ANEXO B: Amostra de classificações de peças listadas.

Programas de abate	Classificação	Dentição	Gordura	Carcaças	Traseiros	Dianteiros	Costelas
Categoria: MACHO							
PROG HEREFORD	LG	1	3	11	22	22	22
	LG	2	3	29	58	58	58
	LG	4	3	4	8	8	8
	LG	6	3	1	2	2	2
	LG	6	4	3	6	6	6
	NE	2	3	5	10	10	10
	NE	6	3	1	2	2	2
	NE	6	4	1	2	2	2
PROG ANGUS	LG	1	3	21	42	42	42
	LG	2	3	45	90	90	90
	LG	4	3	8	16	16	16
	NE	2	3	3	6	6	6
	NE	4	3	2	4	4	4
TERNEIRO	LG	1	2	19	38	38	38
	LG	1	3	27	54	54	54
	NE	1	2	2	4	4	4
	NE	1	3	2	4	4	4
PROG BRANGUS	LG	1	3	5	10	10	10
	LG	2	3	29	58	58	58
	LG	4	3	4	8	8	8
	LG	6	3	2	4	4	4
	LG	6	4	1	2	2	2
Categoria: FEMEA							
PROG HEREFORD	LG	1	3	7	14	14	14
	LG	2	3	5	10	10	10
	LG	2	4	1	2	2	2
	LG	6	4	1	2	2	2
	NE	1	3	1	2	2	2
	NE	2	3	1	2	2	2
PROG ANGUS	LG	1	3	6	12	12	12
	LG	2	3	9	18	18	18
	LG	4	3	6	12	12	12
TERNEIRO	LG	1	2	3	6	6	6
	LG	1	3	13	26	26	26
PROG BRANGUS	LG	1	3	4	8	8	8

ANEXO C: Exemplo PAs com base em OPs de peças a serem desossadas

OP	Código do PA	Descrição do PA	Quantidade
OP 01: 22 traseiros MACHO LG PROGRAMA HEREFORD Dent. 1 Gord. 3	006161	Filet Mignon Resfriado Bovino Hereford	22
	002402	Picanha Resfriada Bovina Hereford	22
	002465	Maminha Resfriada Bovina Hereford	22
OP 02: 90 traseiros MACHO LG PROGRAMA ANGUS Dent. 2 Gord. 3	006162	Filet Mignon Resfriado Bovino Angus	90
	002255	Picanha Resfriada Bovina Angus	90
	002254	Maminha Resfriada Bovina Angus	90
OP 03: 26 dianteiros FEMEA LG PROGRAMA TERNEIRO Dent. 1 Gord. 3	004711	Filet Mignon Resfriado Bovino Terneiro	26
	004708	Picanha Resfriada Bovina Terneiro	26
	004718	Maminha Resfriada Bovina Terneiro	26

ANEXO D: Planilha construída para apuração do indicador kghh

Data	paradas min.	produção kg	Outros Kg	servidor desossa	servidor abate	servidor desossa abate	jornada desossa horas	jornada Abate Horas	jornada total horas	descanso desossa horas	descanso abate horas	descanso Total horas	jornada total horas	produção kg/H/H novo
1-nov	90	90.347	0	178	0	178	1.589	0	1.589	*89,00*	*0,00*	*89,00*	*1.233*	73,28
4-nov	0	80.540	2.218	177	0	177	1.477	0	1.477	*88,50*	*0,00*	*88,50*	*1.389*	59,60
5-nov	15	81.112	2.657	174	0	174	1.444	0	1.444	*87,00*	*0,00*	*87,00*	*1.313*	63,80
6-nov	10	80.345	2.268	180	0	180	1.512	0	1.512	*90,00*	*0,00*	*90,00*	*1.392*	59,33
7-nov	0	88.453	2.683	180	0	180	1.533	0	1.533	*90,00*	*0,00*	*90,00*	*1.443*	63,18
8-nov	0	84.141	0	179	0	179	1.392	0	1.392	*89,50*	*0,00*	*89,50*	*1.302*	64,62
9-nov	0	52.363	650	150	0	150	1.004	0	1.004	*75,00*	*0,00*	*75,00*	*929*	57,06
11-nov	40	81.278	1.600	176	0	176	1.579	0	1.579	*88,00*	*0,00*	*88,00*	*1.374*	60,34