

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

BACHARELADO EM ESTATÍSTICA

**ANÁLISE MULTIVARIADA COMO FERRAMENTA DE
GERENCIAMENTO DE FORNECEDORES VISANDO UM
RELACIONAMENTO COM VANTAGEM COMPETITIVA**

Curitiba 2009

Ivane Carneiro da Cruz
Marcos Aurelio Topa

Monografia de Graduação apresentado à disciplina de Laboratório de Estatística II no Curso de Bacharelado em Estatística do Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná. Este trabalho teve como orientador o Prof. Dr. Anselmo Chaves Neto.

Curitiba 2009

AGRADECIMENTOS

Agradecemos em primeiro lugar a Deus por iluminar o nosso caminho durante esta caminhada.

Agradecemos de modo especial aos nossos pais, as nossas famílias, amigos e companheiros, que de forma especial e carinhosa nos deram força e coragem, nos apoiando nos momentos difíceis, e que mesmo não sabendo, iluminaram de maneira especial os nossos pensamentos, nos levando a buscar mais conhecimentos.

Nossos mais sinceros agradecimentos ao nosso orientador, o professor Dr. Anselmo Chaves Neto, por nos indicar o melhor caminho em busca da excelência.

Agradecemos também à Prof^a. Sonia Isoldi Marty Gamma Muller, por aceitar ser banca examinadora desse trabalho, pelas dicas e valiosas observações que nos auxiliaram na elaboração desse trabalho final.

Enfim, agradecemos a todos que, direta ou indiretamente, estiveram conosco nesta jornada.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANÁLISE DE AGRUPAMENTO.....	12
TABELA 1 – TABELA DE CRITÉRIO DE KAISER-MEYER-OLKIN – KMO.....	17
FIGURA 2 – ESQUEMA PARA OBTER AS “ <i>p</i> ” COMPONENTES PRINCIPAIS.....	20
FIGURA 3 – FIGURA PARA EIXOS COM TRÊS COMPONENTES PRICIPAIS.....	21
TABELA 2 – SIGNIFICÂNCIA DAS CARGAS FATORIAIS BASEADO NO TAMANHO DA AMOSTRA.....	30
FIGURA 4 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANALISE FATORIAL.....	33
FIGURA 5 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANALISE FATORIAL.....	34
TABELA 3 – TABELA DE MANOVA PARA TESTAR A HIPÓTESE DE IGUALDADE..	39
TABELA 4 – CRITÉRIO DE APROXIMAÇÃO PELA DISTRIBUIÇÃO <i>F</i>	40
TABELA 5 – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS VARIÁVIES.....	52
QUADRO 1 – CRITÉRIO DE KAISER-MEYER-OLKIN E TESTE DE BARTLETT.....	53
TABELA 6 – AUTOVALORES E PERCENTUAL DA VARIÂNCIA EXPLICADA.....	54
GRÁFICO 1 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS AUTOVALORES.....	55
TABELA 7 – COMUNALIDADES DAS VARIÁVEIS.....	56
TABELA 8 – CARGAS FATORIAIS NA COMPOSIÇÃO DOS FATORES.....	57
GRÁFICO 2 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA EM 3D DAS AGLOMERAÇÕES DOS FATORES.....	59
GRÁFICO 3 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 1 <i>versus</i> FATOR 2.....	60
GRÁFICO 4 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 3 <i>versus</i> FATOR 4.....	62
GRÁFICO 5 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 5 <i>versus</i> FATOR 6.....	63
TABELA 9 – INTERPRETAÇÃO TÉCNICA DOS FATORES.....	64
TABELA 10 – RANQUEAMENTO DOS CINQUËNTA FORNECEDORES DO OBJETO DE ESTUDO.....	66

SUMÁRIO

AGRADECIMENTO.....	III
LISTA DE ILUSTRAÇÕES.....	IV
SUMÁRIO.....	V
RESUMO.....	VII
1 INTRODUÇÃO	01
1.1 TEMA DO TRABALHO.....	01
1.2 JUSTIFICATIVA PARA O TRABALHO.....	04
1.3 OBJETIVOS.....	04
1.3.1 Objetivo Geral.....	04
1.3.2 Objetivos Específicos.....	04
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	05
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	05
2.1 ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA.....	05
2.1.1 Análise Multivariada Descritivas.....	06
2.1.2 Análise de Agrupamento.....	08
2.1.2.1 Medidas de Similaridade.....	08
2.1.2.2 Algoritmo de Agrupamento.....	09
2.1.2.3 Número de Agrupamentos.....	10
2.1.2.4 Interpretação e Caracterização dos Agrupamentos.....	11
2.2 Análise Fatorial.....	13
2.2.1 Objetivos da Análise Fatorial.....	14
2.2.2 Suposições da Análise Fatorial.....	15
2.2.3 Modelo Fatorial.....	17

2.2.4	Determinação dos Fatores.....	18
2.2.5	Análise de Componentes Principais.....	19
2.2.6	Solução do Modelo fatorial por Componentes Principais.....	22
2.2.7	Critérios para a Determinação do Número de Fatores a ser Extraído.....	23
2.2.8	Interpretação dos Fatores.....	25
2.2.8.1	Rotação de Fatores.....	25
2.2.8.2	Critérios para Significância das Cargas Fatoriais.....	28
2.2.8.3	Escores Fatoriais.....	31
2.2.8.4	Análise da Matriz Fatorial.....	31
2.3	ANÁLISE FATORIAL POR MÉTODO DA REGIONALIZAÇÃO.....	35
2.4	DELINEAMENTOS COM CLASSIFICAÇÃO SIMPLES.....	36
3	MATERIAL E MÉTODO.....	41
3.1	COLETA DE DADOS.....	41
3.1.1	Instrumento para Coleta de Dados.....	41
3.1.2	Considerações Quanto ao Instrumento para Coleta de Dados.....	48
3.2	LIMITAÇÃO DO ESTUDO.....	49
3.3	TÉCNICAS PARA ANÁLISE DOS DADOS.....	49
3.4	SOFTWARE ESTATÍSTICO E EDITOR DE TEXTO.....	50
4	RESULTADOS.....	51
4.1	APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS.....	51
5	CONCLUSÕES.....	68
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	71
	ANEXOS.....	72

RESUMO

Nos dias atuais, com a acirrada competição entre as empresas faz-se necessário ter um sistema produtivo em sintonia com o mercado mundial. MERLI (1994) fala em elementos de competitividade e objetivos estratégicos, ligados a custo, serviço, qualidade e inovação. Neste contexto, as organizações devem buscar parcerias com seus clientes, mas de maneira mais estreita uma parceria com seus fornecedores. O fortalecimento do vínculo nessa parceria garante às empresas melhorias na qualidade, com consequência nos custos e tornando-as mais competitivas. É necessário, então, melhorar o conhecimento a respeito dos seus fornecedores já que é sobre os insumos fornecidos que se agrega valor e se obtém os lucros. A avaliação dos seus fornecedores é um ponto chave da organização, pois reflete diretamente no processo produtivo e garante, principalmente, uma melhor qualidade de insumos com redução nos prazos de entrega. O presente trabalho faz uma análise nos dados coletados dos fornecedores de uma grande empresa multinacional EMS (*Electronic Manufacturing Support*) do ramo de telecomunicações, empregando técnicas de Análise Multivariada, tais como a Análise Fatorial que é usada para o ranqueamento das empresas hoje já tidas como fornecedoras e na classificação de novos fornecedores.

Palavras-chave: Avaliação de Fornecedores, Análise Fatorial, Reconhecimento de Padrões.

1 INTRODUÇÃO

1.1 TEMA DO TRABALHO

O objetivo da função de compras, na empresa, é conseguir aliar quatro eventos ao mesmo tempo: qualidade, quantidade adequada, prazo de entrega e preço. Uma vez tomada a decisão sobre o que comprar a segunda decisão e a mais importante, refere-se ao fornecedor certo onde colocar o pedido.

O bom fornecedor é aquele que tem a tecnologia para fabricar o produto na qualidade especificada, que dispõe de capacidade para produzir as quantidades necessárias e que pode administrar seu negócio com eficiência suficiente para ter lucros, e ainda assim vender o produto a preço e prazo de pagamento suficientemente competitivo.

O processo de seleção de fornecedor não é simples. A complexidade aumenta em função das características do insumo ou serviço a ser adquirido, pois as exigências podem ser maiores ou menores de acordo com a complexidade e qualidade requeridas para o referido item. O ato de comprar deixou de ser simplesmente o de efetuar uma cotação de preços. Há três características básicas que devem ser consideradas em um processo de decisão para se selecionar um fornecedor: preço, qualidade e serviço pós-venda.

A importância da avaliação de fornecedores no contexto competitivo das organizações é necessária como diferencial para sobrevivência num mercado em constantes mudanças e cada vez mais competitivo. Nesse cenário, os critérios de avaliação e seleção dos fornecedores podem ser utilizados no contexto do gerenciamento da cadeia de suprimentos como um diferencial, e a gestão efetiva deste processo de classificação consistem em vantagem competitiva, pois a concorrência acontece não mais somente entre as empresas do mesmo ramo, mas sim, entre as cadeias de suprimentos.

De acordo com MARTINS (2005), com o decorrer dos anos, o ranqueamento de fornecedores vem ganhando cada vez mais destaque como procedimento implantado nas organizações. O aumento no valor monetário dos insumos em relação ao total da receita das empresas, a aquisição de produtos importados viabilizados pela globalização a preços competitivos, e a crescente velocidade de mudanças na tecnologia comandada pelo sistema consumista e pela redução no ciclo de vida tecnológico dos produtos, são alguns fatores que contribuem para o crescimento dos processos de seleção de fornecedores.

Os critérios para a seleção de fornecedores deixaram de serem apenas aqueles básicos, ou seja, o preço e a qualidade do produto, que deve atender à especificação mínima requerida pela empresa, não são mais os únicos fatores requeridos pelas grandes organizações.

Dentro do custo total da aquisição estão inseridos todos os custos associados à aquisição do insumo, onde podemos citar a qualidade total oferecida pelo fornecedor e não mais a qualidade mínima requerida; os serviços do antes e pós-venda; a velocidade de entrega que passou a considerar também a pontualidade; os custos com transporte; a consistência e freqüência das entregas e a capacidade de flexibilidade na cadeia produtiva; a capacidade tecnológica e de processo; a saúde financeira da empresa; a estrutura e a estratégia organizacional estão entre os novos critérios que passaram a ser adotados (MERLI, G, 1994).

Há vários fatores que influenciam no processo de seleção de um fornecedor, dentre eles podemos citar:

- 1) Habilidade técnica: o fornecedor deve possuir habilidade técnica para produzir ou fornecer o produto ou serviço conforme as especificações;
- 2) Capacidade produtiva: a produção do fornecedor deve ser capaz de satisfazer as especificações mínimas requeridas para o produto ou serviço de forma consciente, ao mesmo tempo produzindo o menor número possível de rejeitos;

- 3) Confiabilidade legal: ao fazer a seleção, é desejável que se escolha um fornecedor confiável, de caráter íntegro, financeiramente estável, e que cumpra as leis orgânicas estabelecidas no plano diretor municipal e obediência da legislação trabalhista;
- 4) Pós-venda: se o produto ou serviço têm na sua especificação técnica a necessidade de peças de reposição ou apoio técnico, o fornecedor deve ter estabelecido um serviço que garanta o atendimento destas especificações da pós-venda;
- 5) Localização do fornecedor: pelas características de um determinado insumo ou serviço, algumas vezes é necessário que o fornecedor esteja próximo do cliente, ou pelo menos mantenha estoque local, e uma logística plenamente delineada;
- 6) Preço e Prazo: o fornecedor deve ser capaz de oferecer preços e prazos de pagamentos competitivos, não significando necessariamente o menor preço e o menor prazo, mas a sua melhor combinação.

Segundo SLACK (1999), a quantidade de fornecedores com os quais a organização mantém relacionamento comercial depende exclusivamente das suas estratégias de compras. A empresa poderá trabalhar com fornecedores exclusivos para determinados produtos que dependem de técnicas específicas (*single sourcing*); vários fornecedores para um mesmo produto produzido a partir de uma especificação técnica ou um desenho (*multiple sourcing*); com uma rede constituída por poucos fornecedores diretos (de primeiro nível) e uma base maior de fornecedores indiretos (terceiros), que fornecem para seus fornecedores; ou pode trabalhar com fornecedores internacionais (*global sourcing*), e neste caso não se sabe de que país virá o insumo.

A área de compras deverá então estabelecer métodos que ponderem as vantagens e desvantagens de cada um dos modelos e selecione o que melhor se adequar (ou os que melhor se adequarem) às estratégias da organização. O tipo de relacionamento que a organização pretende manter com seu fornecedor será também uma condição para a seleção dos mesmos, assim como manter uma base de dados

sobre fornecedores potenciais que seja capaz de surgir como alternativa para seus insumos e serviços.

1.2 JUSTIFICATIVA PARA O TRABALHO

Neste trabalho é abordada a necessidade de melhoria contínua e de forma progressiva na qualificação e profissionalismo dos fornecedores das grandes organizações. Essas empresas têm, cada vez mais, necessidade de buscar novos clientes, não só pelos preços praticados, mas também pela qualidade de seus produtos e pela qualidade do pós-venda.

Visando a aquisição de insumos com maior qualidade por melhores preços, torna-se necessário oferecer aos fornecedores um estímulo, como por exemplo, ser o primeiro a fazer um orçamento para um novo produto ou serviço. Em decorrência disso, vê-se a importância de possibilitar ao fornecedor uma avaliação por critérios conhecidos e por práticas de bons negócios com a organização.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma regra de reconhecimento e classificação de padrões que seja eficiente na classificação de fornecedores segundo o banco de dados fornecido pela organização. Além disso, a regra deve ser suficientemente precisa de modo que faça a classificação de novos fornecedores, não pertencentes ao banco de dados, de forma coerente e confiável.

1.3.2 Objetivos Específicos

A fim de alcançar o objetivo geral deste trabalho, estabeleceram-se os seguintes objetivos específicos:

1. Identificar dentre as muitas variáveis coletadas, as que mais influenciam no reconhecimento dos níveis de qualificação dos fornecedores;
2. Testar os vários métodos estatísticos de reconhecimento de padrões, classificar e fazer a comparação entre os métodos;
3. Avaliar se o método estatístico multivariado é o mais eficiente no reconhecimento e classificação de padrão.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está estruturado da seguinte forma: esta introdução, em seguida tem-se o capítulo II, no qual é apresentada uma Revisão de Literatura que expõe estudos sobre aplicações da Estatística Multivariada, particularmente em e Análise Fatorial e classificação. No capítulo III, apresenta-se o material e o método e consta também neste capítulo uma descrição do banco de dados. Já no capítulo IV é feita a apresentação de resultados e no capítulo V está a conclusão do trabalho.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA

Quando se toma uma decisão, muitos fatores costumam estar envolvidos. Porém, nem todos têm a mesma importância para essa decisão. Quando a intuição é

utilizada, corre-se o risco de não identificar corretamente os fatores relevantes, ou seja, não serão definidas todas as variáveis que afetam tal decisão.

A Análise Multivariada é um conjunto de técnicas estatísticas utilizadas em situações em que muitas variáveis são estudadas em um único banco de dados, originando múltiplos dados para um mesmo indivíduo ou objeto em investigação. Conforme MINGOTI (2005), quanto maior for o número de variáveis a serem usadas no estudo, mais complexa tornam-se as análises pelos métodos de estatística univariada.

As técnicas estatísticas multivariadas estão sendo amplamente aplicadas em centros de pesquisas e na indústria. Com a computação cada vez mais barata e com processamento computacional cada vez mais rápido, essas técnicas ganham cada vez mais espaço.

A seguir serão abordadas duas técnicas das mais utilizadas na Análise Multivariada. Trata-se da Análise de Agrupamento, que tem como finalidade agrupar indivíduos ou objetos baseando-se em distâncias ou nas similaridades, e a Análise Fatorial que busca explicar a estrutura de covariância de um vetor aleatório por meio de fatores que estão nas direções com maior variância.

2.1.1 Análise Multivariada Descritiva

As estatísticas descritivas de uma amostra de dados multivariados $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ são medidas que estimam os parâmetros da distribuição de probabilidade do vetor aleatório \underline{x} observado.

LIMA (2002) mostra que uma medida estatística central importante é o vetor médio amostral $\bar{\underline{X}}$, que é uma estimativa do vetor médio $\underline{\mu}$. Essa estatística é calculada pela expressão:

$$\bar{\underline{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \underline{x}_i \text{ e } \bar{\underline{X}} = [\bar{X}_1 \quad \bar{X}_2 \quad \dots \quad \bar{X}_p] \text{ com } \bar{X}_j = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ij}}{n} \text{ para } j = 1, 2, \dots, p$$

A matriz de covariância do vetor $\underline{X}' = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_p]$ é dada por:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \dots & \sigma_p^2 \end{bmatrix}$$

onde σ_i^2 é a variância das variável aleatória X_i e σ_{ij} é a covariância entre as variáveis X_i e X_j . Para estimar a matriz de covariância populacional, Σ , utiliza-se a matriz de covariância amostral, S , que é dada por:

$$S = \begin{pmatrix} S_1^2 & S_{12} & \dots & S_{1p} \\ S_{21} & S_2^2 & \dots & S_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{p1} & S_{p2} & \dots & S_p^2 \end{pmatrix}$$

onde cada S_j^2 é calculada pela expressão:

$$S_{jj} = S_j^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)^2 \text{ é a variância amostral da variável aleatória } X_j, \text{ e}$$

$$S_{iK} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)(X_{iK} - \bar{X}_K)}{n-1} \text{ é a covariância amostral entre as variáveis } X_i \text{ e}$$

X_K .

A matriz da correlação do vetor \underline{X} é dada por $\rho = \begin{pmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \dots & \rho_{1p} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \dots & \rho_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{p1} & \rho_{p2} & \dots & \rho_{pp} \end{pmatrix}$

e o estimador dessa matriz de correlação é : $R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$

onde cada elemento r_{jK} fora da diagonal principal é calculado pela expressão:

$$r_{jK} = \frac{S_{jK}}{\sqrt{S_j} \sqrt{S_K}}$$

onde S_{jK} é a covariância amostral entre as variáveis X_j e X_K e S_j e S_K , são os desvios padrões amostrais das variáveis citadas.

2.1.2 Análise de Agrupamento

A Análise de Agrupamento ou *Cluster Analysis*, é um método multivariado com a finalidade de agregar objetos com base nas características em comum que eles possuem. O objetivo é alcançar homogeneidade dentro dos grupos e heterogeneidade entre os grupos.

A finalidade principal da análise de agrupamento é dividir um conjunto de variáveis em agrupamentos, com base na semelhança dessas variáveis em relação a um conjunto de características específicas, tornando-se uma ferramenta útil quando se faz a análise de um conjunto de dados em muitas situações distintas, podendo classificar a amostra em um pequeno número de grupos, mutuamente exclusivos, baseados nas similaridades entre os indivíduos, pode-se obter uma simplificação das observações, analisando-as como membros de um agrupamento distintos e não mais como observações únicas.

2.1.2.1 Medidas de Similaridade

Os objetos podem ser agrupados conforme a similaridade existente entre eles. Neste caso as características de cada objeto são combinadas em um vetor de similaridade calculado para todos os “ n ” pares de objetos, possibilitando uma

comparação pela medida de similaridade permitindo a associação aos seus semelhantes (HAIR Jr., 2005).

Existem três métodos principais para medir a similaridade entre objetos:

- i) Medidas correlacionais; utiliza os padrões dos valores para medir a similaridade entre os objetos, desconsiderando a magnitude dos mesmos;
- ii) Medidas de distância; representa a proximidade entre as observações ao longo das variáveis. Os agrupamentos baseados na medida de distância possuem valores mais similares no conjunto de variáveis, sendo a distância euclidiana a medida de distância empregada com mais frequência;
- iii) Medidas de associação; são usadas na comparação de objetos nos quais suas características são medidas somente em termos não-métricos. Uma medida de associação avalia o grau de concordância entre cada par correspondente.

2.1.2.2 Algoritmo de Agrupamento

A etapa de partição é onde devemos optar pelo melhor modelo para a alocação dos indivíduos similares nos agrupamentos. Fundamentalmente consiste em maximizar a diferença extra-agrupamentos em relação à variação intra-agrupamentos.

Podemos classificar os agrupamentos com os seguintes métodos:

- i) Métodos hierárquicos; pode ser da forma aglomerativos ou divisivos. Para os métodos aglomerativos, os grupos são formados a partir de uma matriz de presença, num primeiro passo cada um dos objetos se junta com o que mais se parece, e sucessivamente esses com os mais próximos são combinados em um novo agrupamento. Para os métodos divisivos, inversamente ao anterior devemos considerar no início um único grupo, que contém todas as observações. Nos passos seguintes, e sucessivamente

serão separadas as observações mais distintas entre si, e estas formarão agrupamentos menores;

ii) Métodos não-hierárquicos; usualmente são três as abordagens para designar as observações individuais a um dos agrupamentos. a) Abordagem da referência seqüencial: inicialmente escolhe-se uma semente de agrupamento que incluirá todas as observações que estejam dentro de uma distância pré-estabelecida, e após essa inclusão das observações na distância pré-estabelecida, uma nova célula de agrupamentos é determinada, repetindo assim o procedimento anterior até que todas as observações estejam agregadas; b) Abordagem da referência paralela: várias sementes para agrupamento são selecionadas no início do processo, designando observações dentro da distância de referência para a semente mais próxima; c) Abordagem da otimização: com essa abordagem é possível fazer a transferência de observações de um agrupamento para outro, quando observado que uma delas se tornou mais próxima de outro agrupamento.

2.1.2.3 Número de Agrupamentos

O número de agrupamentos pode ser definido *a priori*, pois até então, não há uma metodologia de seleção ou um critério estatístico que ofereça uma definição plausível. O que existem são apenas algumas orientações para auxiliar na decisão da quantidade de agrupamentos que devem ser considerados, como por exemplo, forçar na amostra um número de grupos ou por conveniência das análises.

A forma mais simples é observar a medida de similaridade ou distância entre os grupos em cada uma das etapas, analisando se a medida de similaridade está excedendo um valor determinado, ou se os valores entre as etapas deram um salto repentino. Se acontecer um grande salto, devemos considerar a solução anterior, pois

este salto significou que a combinação ocasionou uma queda significativa de similaridade (HAIR Jr., 2005).

2.1.2.4 Validação e Interpretação dos Agrupamentos

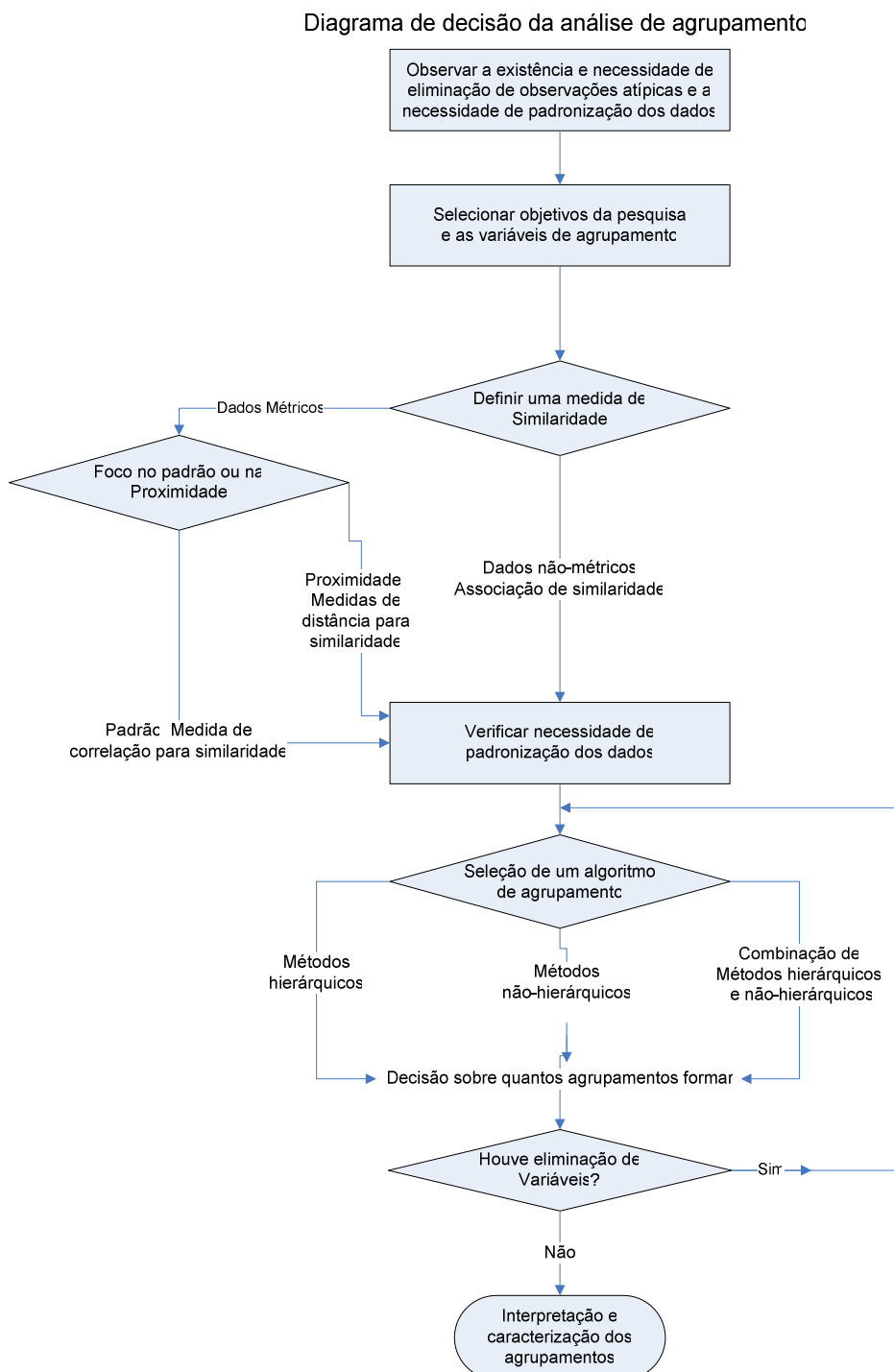
Deve-se garantir que de fato as variáveis têm comportamento diferenciado nos diversos grupos formados, é comum supor que cada grupo seja uma amostra aleatória de uma subpopulação e aplicar técnicas inferenciais para testar essa hipótese.

Na interpretação dos agrupamentos, deve ser analisado cada um deles em termos de variável estatística de agrupamento para nomear ou caracterizar cada grupo, indicando a natureza das observações.

Identificar e interpretar o perfil de cada um dos agrupamentos permite conhecer mais do que as características neles existentes, essa identificação fornece a maneira de avaliar a similaridade dos agregados obtidos.

As etapas para se realizar uma análise de agrupamento podem ser observadas na FIGURA 1, que apresenta um diagrama de decisão da análise de agrupamento.

FIGURA 1 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANÁLISE DE AGRUPAMENTO



FONTE: Adaptado de HAIR Jr. J. F. – Multivariate Data Analysis.

2.2 Análise Fatorial

A técnica de Análise Fatorial (AF) foi criada no início do século passado por Spearman (SPEARMAN, 1904) para obtenção de um índice geral de inteligência (fator “*g*”). O grande número de variáveis consideradas em muitos problemas torna necessário o conhecimento da interdependência (correlação) entre essas. Portanto o analista deve se preocupar em identificar dimensões latentes no conjunto de variáveis originais.

A análise fatorial é um método estatístico que descreve a estrutura de dependência de um conjunto de variáveis, através da criação de fatores ou variáveis latentes, variáveis estas que teoricamente, medem aspectos comuns. Assim é possível abordar o problema analisando a estrutura de relacionamento entre um grande número de variáveis, e definir um conjunto de dimensões latentes, chamado de fatores. Muitas vezes é possível identificar as dimensões e determinar o grau em que cada variável é explicada por cada dimensão. Essa é uma técnica de interdependência em que todas as variáveis são consideradas ao mesmo tempo.

A análise fatorial fornece a melhor explicação sobre quais variáveis podem atuar juntas e quantas variáveis podem impactar na análise, além disso, a análise fatorial busca nos dados originais uma estrutura linear reduzida, gerando um novo conjunto de variáveis independentes, os fatores. Esses fatores são combinações lineares em que a estrutura de pesos foi estimada por componentes principais (JOHNSON et al., 1992).

Através do novo conjunto de variáveis criado, o qual deve ser altamente correlacionado com as variáveis originais, a carga fatorial será o meio de interpretar o papel que cada variável tem na definição de cada fator, sendo que as maiores cargas fatoriais representam a variável de maior representatividade do fator. Logo, o primeiro fator será aquele com melhor resultado de relações lineares da expressão dos dados, e o segundo fator é definido como a segunda melhor combinação linear das variáveis e assim sucessivamente.

2.2.1 Objetivos da Análise Fatorial

O objetivo geral da análise fatorial é agrupar as informações contidas em um grande número de variáveis originais, em um conjunto menor de fatores com o mínimo de perda de informação. Em GONTIJO & AGUIRRE (1988) podemos encontrar descritos os seguintes objetivos da análise fatorial:

- a) Harmonizar ou condensar um grande número de observações em grupos;
- b) Obter o menor número de variáveis a partir do material original e reproduzir toda a informação de forma resumida;
- c) Obter os fatores que reproduzam um padrão separado de relações entre as variáveis;
- d) Interpretar de forma lógica o padrão de relações entre as variáveis;
- e) Identificar variáveis apropriadas para uma posterior análise de regressão e correlação ou análise discriminante.

Ainda segundo os mesmos autores, existem certos fatores causais gerais na análise fatorial que originam as correlações observadas entre as variáveis, sendo assim pode-se considerar que muitas relações entre as variáveis são derivadas dos mesmos fatores causais gerais, e o número de fatores deverá ser menor que o número de variáveis.

Pode-se dizer então que existe uma falha na análise fatorial, ao selecionar as relações mais importantes ajuda a interpretar as relações que surgem de cada fator separado. Como as escolhas e as interpretações são em maior ou menor medida subjetiva, não se pode assegurar que essas relações sejam as únicas e verdadeiras. Mas apesar dessa crítica, o método da análise fatorial é uma ferramenta das mais importantes para a definição de um padrão de relações específicas.

Assim a análise fatorial, por meios de técnicas estatísticas, pode encontrar uma forma resumida das informações contida na matriz de dados, transformando as muitas

variáveis originais em um conjunto menor de novas variáveis estatísticas (fatores) com perda mínima de informações. Mais especificamente, as técnicas de análise fatorial atendem um entre dois objetivos:

- a) Identificar uma estrutura por meio do resumo dos dados - ao analisar as correlações entre as variáveis, torna-se possível identificar as relações estruturais existente entre essas variáveis. A análise fatorial, aplicada a um conjunto de variáveis é utilizada para identificar as dimensões latentes (fatores), enquanto a análise fatorial aplicada a uma matriz de correlação de respondentes individuais consiste em um método de agrupamento;
- b) Redução de Dados - por meio da análise fatorial, é possível identificar as variáveis representativas de um conjunto maior criando um novo conjunto de variáveis, muito menor que o original, que poderá substituir sem muito prejuízo, o conjunto original de variáveis.

Nos dois casos, o propósito é manter a natureza e o caráter das variáveis originais, reduzindo seu número para simplificar a análise multivariada a ser aplicada posteriormente sem comprometer o resultado da análise.

PASCHOAL e TAMAYO (2004) sugerem o uso da técnica de análise fatorial como forma de validação de instrumentos de pesquisa, questionários ou coletas de dados, possibilitando o agrupamento dos itens da escala, bem como a identificação das variáveis representativas do conjunto original.

2.2.2 Suposições da Análise Fatorial

A verificação da suposição de normalidade dos dados faz-se necessária somente quando um teste estatístico for aplicado para verificar a significância dos fatores. Devido ao fato de que a análise fatorial identifica e agrupa conjuntos de variáveis inter-relacionadas, para justificar seu uso, deseja-se que haja certo grau de

multicolinearidade (uma variável pode ser explicada por outra variável) entre as variáveis, e a matriz de dados deve apresentar correlações aceitáveis.

O teste de esfericidade de *Bartlett* é um dos meios de se verificar a adequação da aplicação da análise fatorial. O teste identifica a presença de correlações não nulas entre variáveis. Este testa a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade. Se essa hipótese for rejeitada, então a análise fatorial pode ser aplicada (FERREIRA JÚNIOR, 2004). O teste examina a matriz de correlação interna, e fornece a probabilidade estatística de que a matriz de correlações possui correlações estatisticamente significativas entre pelo menos um par de variáveis, sendo que o teste torna-se mais eficiente em detectar as correlações na medida em que se aumenta o tamanho da amostra.

O critério de Kaiser-Meyer-Olkin – KMO é outra forma para identificar se o modelo de análise fatorial que está sendo utilizado está adequadamente ajustado aos dados, isto se dá testando a consistência geral dos dados. O método verifica se a matriz de correlação inversa é próxima da matriz diagonal, consiste em comparar os valores dos coeficientes de correlação linear observados com os valores dos coeficientes de correlação parcial. A medida de adequacidade que fundamenta esse princípio é dada pela seguinte expressão:

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p r_{ij}^2}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p r_{ij}^2 + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij}^2}$$

em que r_{ij} é o coeficiente de correlação simples entre as variáveis X_i e X_j , e a_{ij} é o coeficiente de correlação parcial entre X_i e X_j , dados os outros X^s .

Para interpretação do critério de KMO, os valores vão variar de 0 a 1, pois, pequenos valores de KMO indicam que o uso da análise fatorial não é adequado, e quanto mais próximo de 1, mais adequada é a aplicação da análise fatorial nos dados. Assim podemos utilizar a seguinte referência conforme TABELA 1.

TABELA 1 – TABELA DE CRITÉRIO DE KAISER-MEYER-OLKIN – KMO

Tabela de Critério de Kaiser-Meyer-Olkin – KMO	
Valor	Grau da Adequação da Amostra
> 0,90	Ótima
de 0,80 a 0,90	Boa
de 0,70 a 0,80	Razoável
de 0,60 a 0,70	Baixa
< 0,60	Inadequada

FONTE: Adaptado de MINGOTI, S. A. – Análise de dados através de métodos de estatística multivariada.
 NOTA: Tabela para interpretação do Critério de Kaiser-Meyer-Olkin – KMO.

2.2.3 Modelo Fatorial

Supondo o vetor aleatório \underline{X} , com p variáveis observáveis X_1, X_2, \dots, X_p , e com vetor de médias $\underline{\mu}$ e matriz de covariâncias Σ , então, o modelo fatorial postula que o vetor \underline{X} é linearmente dependente de variáveis não observáveis F_1, F_2, \dots, F_m chamadas de fatores comuns e p fontes de variação aleatórias específicas $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$, chamadas de erro ou fatores específicos. Os desvios $X_1 - \mu_1, X_2 - \mu_2, \dots, X_p - \mu_p$ são expressos em termos de $p+m$ variáveis aleatórias $F_1, F_2, \dots, F_m, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ (JOHNSON e WICHERN, 1992). O Modelo Fatorial poderá ser denotado por:

$$\begin{aligned} X_1 - \mu_1 &= \ell_{11}F_1 + \ell_{12}F_2 + \dots + \ell_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ X_2 - \mu_2 &= \ell_{21}F_1 + \ell_{22}F_2 + \dots + \ell_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \\ X_p - \mu_p &= \ell_{p1}F_1 + \ell_{p2}F_2 + \dots + \ell_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned}$$

onde;

ℓ_{ij} = cargas fatoriais;

F_1, F_2, \dots, F_m = fatores comuns ou variáveis latentes;

$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ = erros ou fatores específicos.

Assim o modelo fatorial supõe que as variáveis podem ser agrupadas por suas correlações, em que as variáveis pertencentes a um mesmo grupo são altamente correlacionadas entre si, porém, possuem correlação relativamente pequena em relação às variáveis de outros grupos.

2.2.4 Determinação dos Fatores

Para identificação da estrutura latente de relações na análise fatorial, devem-se primeiramente considerar dois aspectos:

- i) O método de extração dos fatores será a análise de fatores comuns ou a análise de componentes principais;
- ii) O número de fatores que serão selecionados para representar a estrutura latente dos dados, será feito pelos números de fatores do interesse da pesquisa, ou será sem delimitação *a priori*.

Segundo HAIR Jr. (2005) a extração dos fatores pode decorrer dos modelos de análise de fatores comuns e da análise de componentes principais, sendo ambas as técnicas de bons resultados, porém o método de análise por fatores comuns possui suposições limitadas, e por isso há uma maior utilização da análise de componentes principais.

O usual ao se determinar o número de fatores que representará o conjunto de variáveis latente de cada grupo, é usar o critério de Normalização de Kaiser, ou seja, os fatores retidos devem ter autovalores maiores que 1, pois a maioria dos trabalhos consiste numa pesquisa exploratória sem delimitação *a priori* do número de fatores a serem utilizados, e por isso, esse critério tem ampla aplicação.

2.2.5 Análise de Componentes Principais (PCA)

A Análise dos Componentes Principais, ou PCA (do inglês *Principal Component Analysis*), consiste em reescrever as coordenadas das amostras em um novo sistema de eixo mais prático para a análise dos dados.

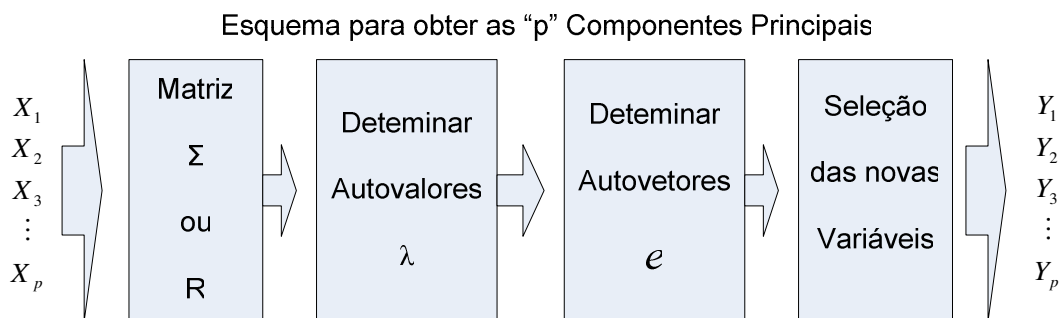
A PCA está relacionada com a explicação da estrutura de covariância por meio de combinações lineares das variáveis originais, e essas combinações lineares são escritas por meio dos autovalores λ e dos autovetores \underline{e} . Os autovalores representam a variabilidade de cada componente e os autovetores compõem a base para se obter as cargas fatoriais. Em outras palavras, as p -variáveis originais geram através de suas combinações lineares, p -componentes principais, que tem como principal característica, além da ortogonalidade, obter as componentes principais em ordem decrescente de máxima variância, ou seja, a primeira componente principal detém mais informação estatística que a segunda componente principal, que por sua vez tem mais informação estatística que a terceira componente principal e assim sucessivamente, fazendo a redução da dimensão original das variáveis facilitando a interpretação das análises para o conjunto de dados (JOHNSON e WICHERN, 1992).

O objetivo é encontrar maneiras de sintetizar a informação contida em um grande número de variáveis em um conjunto menor de variáveis estatísticas, com a menor perda de informação, por meio de uma transformação linear de um espaço p -dimensional para um espaço k -dimensional. A explicação de toda a variabilidade do sistema composto pelas p -variáveis somente será possível se for considerado as p -componentes principais, porém, a maior parte da variabilidade do conjunto original pode ser explicada por um número k de componentes, com $k \leq p$.

A obtenção das componentes principais pode ser por meio da matriz de covariância (Σ), ou, quando houver necessidade de padronizar os dados, podemos obter através matriz de correlação (R), ambas obtidas pela matriz original X_1, X_2, \dots, X_p . O seu desenvolvimento não requer a suposição de Gaussianidade

(JOHNSON e WICHERN, 1992). Assim podemos obter as “ p ” componentes principais conforme FIGURA 2:

FIGURA 2 – ESQUEMA PARA OBTER AS “ p ” COMPONENTES PRINCIPAIS



FONTE: Adaptado de LOPES, L. F. D. – Análises de componentes principais aplicada à confiabilidade de sistemas complexos.

Conforme JOHNSON e WICHERN (1992), seja considerado um vetor aleatório $X' = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_p]$, amostrado de uma população com médias μ e matriz de covariância Σ , cujos autovalores (λ), sendo $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ que originaram os autovetores (e), então, as componentes principais Y_1, Y_2, \dots, Y_p , constituem as seguintes combinações lineares:

$$\begin{aligned} Y_1 &= e_{11}X_1 + e_{12}X_2 + \dots + e_{p1}X_p = e'_1 X \\ Y_2 &= e_{12}X_1 + e_{22}X_2 + \dots + e_{p2}X_p = e'_2 X \\ &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \\ Y_p &= e_{1p}X_1 + e_{2p}X_2 + \dots + e_{pp}X_p = e'_p X \end{aligned}$$

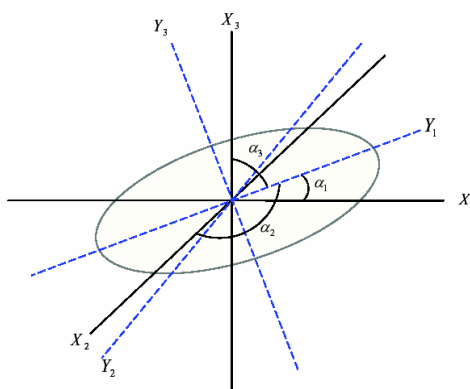
As componentes são, algebricamente, combinações lineares das “ p ” variáveis aleatórias $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ e, as componentes principais representam, geometricamente, um novo sistema de coordenadas obtidas através rotação do sistema original, sendo que os novos eixos fornecem as direções de máxima variabilidade.

Conforme LÍRIO (2004), os autovalores são essenciais para a análise das componentes principais, pois são responsáveis pela definição da proporção da variância explicada através de cada componente. Os comprimentos dos eixos são proporcionais à raiz quadrada dos seus respectivos autovalores, sendo atribuído ao primeiro autovalor o maior comprimento e representa o eixo principal, e ao segundo autovalor o segundo maior comprimento, e assim sucessivamente.

Considerando uma amostra com três variáveis de n observações, em que a origem dos eixos está no centro da nuvem de pontos da amostra, obtêm-se através da rotação dos eixos, um novo sistema de coordenadas, em que Y_1 representa o eixo principal e de maior comprimento (primeiro autovalor), e Y_2 e Y_3 os eixos secundários, sendo que α_1 , α_2 e α_3 são os ângulos formados entre os eixos originais X_1 , X_2 e X_3 , e os eixos Y_1 , Y_2 e Y_3 do novo sistema de coordenadas, respectivamente.

Sabendo que a direção dos eixos é determinada pelos autovetores, e supondo que o eixo Y_1 passe pelo ponto médio da nuvem de pontos da amostra, sua orientação será definida pelos cossenos diretores representadas na FIGURA 3.

FIGURA 3 – FIGURA PARA EIXOS COM TRÊS COMPONENTES PRICIPAIS



$$e_{11} = \cos(\alpha_1)$$

$$e_{21} = \cos(\alpha_2)$$

$$e_{31} = \cos(\alpha_3)$$

FONTE: Adaptado de SCREMIN, M.A.A. – Método para seleção do número de componentes principais com base na lógica difusa; 2003

2.2.6 Solução do Modelo Fatorial por Componentes Principais

O método de extração de fatores por componentes principais da matriz S ou R , é determinado em termos de pares de autovalores e autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$. Considerando p variáveis originais e m fatores comuns, com $p \leq m$ o número de fatores comuns extraídos, então a matriz fatorial será gerada pela seguinte expressão:

$$L = [\sqrt{\lambda_1} e_{11} \quad \sqrt{\lambda_2} e_{12} \quad \dots \quad \sqrt{\lambda_m} e_{1m}]$$

Dessa forma, tem-se a matriz dos carregamentos com elementos ℓ_{ij} :

$$L = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} e_{11} & \sqrt{\lambda_2} e_{12} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{1m} \\ \sqrt{\lambda_1} e_{21} & \sqrt{\lambda_2} e_{22} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sqrt{\lambda_1} e_{p1} & \sqrt{\lambda_2} e_{p2} & \dots & \sqrt{\lambda_m} e_{pm} \end{bmatrix}$$

sendo as variâncias específicas estimadas dadas pelos elementos da matriz $\Psi = S - LL'$:

$$\Psi = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \psi_p \end{bmatrix} \text{ com } \psi_{ii} = s_{ii} - \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2 \text{ onde as comunalidades estimadas}$$

$$\text{são } h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2 = \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2.$$

Assim podemos entender que as cargas fatoriais são o grau de contribuição de cada variável para a formação de cada fator, portanto a contribuição do primeiro fator para a variância $s_i^2 = s_{ii}$ da variável aleatória i é ℓ_{i1}^2 , a contribuição do primeiro fator para a variância total $s^2 + s^2 + \dots + s^2 = tr(S)$ é $\sum_{j=1}^m \ell_{1j}^2$.

Nos casos em que muitas variáveis apresentam elevada carga fatorial para um mesmo fator, a identificação ou caracterização das variáveis latentes é dificultada, tornando necessária a rotação dos eixos fatoriais, conforme será tratado no item 2.2.8.1.

2.2.7 Critérios para a Determinação do Número de Fatores a ser Extraído

Quanto ao número de fatores a extrair, HAIR Jr., (2005) define os critérios para decisão da seguinte forma:

- a) Critério da Raiz Latente - nesse critério, também conhecido como critério de Kaiser, determina que o número de fatores deva ser igual ao número de autovalores maiores ou iguais à média das variâncias das variáveis analisadas. Na situação em que a AF é feita sobre a matriz de correlação (variáveis padronizadas), esse critério corresponde à exclusão de fatores com autovalores inferiores a 1 (um). Nesses casos, o valor 1 corresponde à variância de cada variável padronizada e, conseqüentemente, esse critério descarta os fatores que tenham um grau de explicação inferior ao de uma variável isolada, ou seja, qualquer fator individual deve explicar a variância de pelo menos uma variável, se o mesmo for mantido para interpretação, e por isso os fatores com autovalores menores que 1 são desconsiderados;
- b) Critério da porcentagem da variância explicada - esse critério está fundamentado na conquista de um percentual cumulativo da variância total extraída por fatores sucessivos. O número é determinado de modo que o conjunto de fatores explique uma porcentagem mínima da variabilidade global de modo que se obtenha a significância dos fatores. Pode-se estipular um nível de explicação de pelo menos 70% da variabilidade para ter uma explicação “razoável” e de 90% pra obter uma explicação considerada “ótima” do total dos dados;

- c) Critério *a priori* - para uso eficiente desse critério, deve-se saber previamente o número de fatores que se quer extrair antes de iniciar a análise fatorial, por isso é considerado um critério simples e razoável. Esse método é usado quando se quer testar uma hipótese sobre o número de fatores a serem extraídos ou quando se quer repetir um trabalho e extrair números iguais de fatores usados anteriormente;
- d) Critério *screen test* - também conhecido como critério de Cattell, é comum que a diferença de explicação entre os primeiros fatores de uma AF seja grande e que tende a diminuir essa explicação nos fatores seguintes. Por este critério determina um número ótimo de fatores quando a variação da explicação entre fatores consecutivos passa a ser pequena, e é realizado por meio da construção do gráfico das raízes latentes relacionado ao número de fatores em sua ordem de extração. A curva resultante é usada na avaliação do ponto de corte. Começando com o primeiro fator, os ângulos de inclinação decrescem rapidamente do início e então lentamente se aproximam de uma reta na horizontal. Observando o ponto no qual o gráfico tende a uma reta horizontal é considerado o número máximo de fatores que podem ser extraídos, assim esse critério pode extrair de um a três fatores a mais que o critério da raiz latente;
- e) Métodos inferências - Outros métodos foram desenvolvidos para os casos em que as variáveis originais seguem uma distribuição normal. Esses métodos consistem no desenvolvimento de testes estatísticos que se ancoram na suposição de Gaussianidade e, dessa forma, a princípio, não são adequados à análise da maioria das escalas tanto do campo técnico quanto do campo social. Porém, esses métodos podem ser utilizados com um fim puramente indicativo, sendo que a significância obtida nessas situações podem não corresponder à realidade. Dentre esses testes destacamos o de Bartlett (em JOHNSON e WICHERN, 1992) que é uma verificação da adequabilidade do modelo de AF estimado para representar a estrutura de dependência dos dados pelo método da máxima verossimilhança.

O critério da raiz latente é o mais utilizado como uma tentativa inicial de interpretação dos dados. Depois da interpretação dos fatores, a efetividade do critério é avaliada. Na maioria dos casos não é recomendável a utilização de apenas um dos critérios para determinar a quantidade de fatores a serem extraídos. Os fatores encontrados por outros critérios também devem ser interpretados, surgindo várias soluções fatoriais que devem ser examinadas antes que a estrutura seja definida.

2.2.8 Interpretação dos Fatores

A matriz fatorial possui cargas fatoriais para cada variável em cada fator, sendo essas cargas fatoriais as correlações entre a variável e o fator, e da matriz fatorial não rotacionada provêm uma indicação preliminar da quantidade de fatores a se extrair, e é computada quando o interesse está na busca da melhor combinação das variáveis no sentido de que essa combinação das variáveis originais, possa explicar a maior variabilidade dos dados como um todo, do que qualquer outra combinação linear de variáveis.

As soluções interpretadas com fatores não rotacionados podem atingir o objetivo de redução de variáveis, mas deve-se questionar se a solução de fatores não-rotacionados fornece informações que possibilitem a interpretação mais adequada das variáveis em estudo. A rotação de fatores é desejável porque simplifica a estrutura fatorial. Em muitos dos casos, a rotação melhora significativamente a interpretação, minimizando dificuldades de interpretação que são frequentes nas soluções de fatores não-rotacionados.

2.2.8.1 Rotação de Fatores

Conforme SCREMIN (2003), se muitas variáveis possuem altas cargas fatoriais no mesmo fator, deve-se aplicar a rotação dos eixos fatoriais, o que facilitará a interpretação das variáveis latentes. Soluções com apenas fatores não-rotacionados

extraem fatores por ordem de importância, sendo o primeiro o que explicará a quantidade maior da variância, e os demais fatores explicarão porções menores da variância conforme sua ordem.

Ao se fazer a rotação da matriz fatorial, a variância dos primeiros fatores será distribuída para os últimos com o objetivo de atingir um padrão fatorial mais simples e teoricamente, mais significativo estatisticamente.

A rotação de fatores é uma técnica que gira os eixos de referência dos fatores, em torno da origem, até alcançar uma posição “ideal”. O objetivo é facilitar a leitura dos fatores, pois a rotação deixa pesos fatoriais altos em um fator e baixos em outros, definindo mais claramente os grupos de variáveis que fazem parte de um fator estudado. Há dois procedimentos para a rotação da matriz: a rotação ortogonal (exp. rotação *varimax*), que mantém os fatores não correlacionados; e a rotação oblíqua que torna os fatores correlacionados entre si, sendo esta a mais realista, porém mais controversa.

Conforme definido por HAIR Jr. (2005), em uma matriz fatorial, as colunas representam os fatores, as linhas correspondem às cargas de uma variável ao longo dos fatores, e por meio dos métodos de rotação, é possível simplificar as linhas e as colunas da matriz fatorial para facilitar a interpretação. Por simplificação das linhas, pode-se ter o máximo de valores em cada linha tão próximos de zero quanto possível, ou seja, maximizando dessa forma a carga de uma variável num único fator, e por simplificação das colunas, entende-se tornar o máximo de valores em cada coluna tão próximos de zero quanto possível, ou seja, fazer com que o número de cargas elevadas seja o menor possível.

Os métodos de rotação ortogonais mais utilizados são os seguintes:

- a) Método *Varimax* - é um método de rotação ortogonal que tem como objetivo maximizar a variação entre os pesos de cada componente principal, ou seja, maximiza a soma das variâncias das cargas fatoriais e busca uma simplificação das colunas da matriz fatorial. A simplificação máxima é conseguida se houver apenas cargas fatoriais próximas de ± 1 ou 0, facilitando a interpretação dos fatores. Quando as correlações são próximas de ± 1 , indicam clara associação

positiva ou negativa, e próximas de 0 indicam falta de associação entre o fator e variável, isto é, para cada componente principal existem apenas alguns pesos significativos e todos os outros próximos de 0 são não-significativos;

- b) Método *Quartimax* - é também um método de rotação ortogonal e o objetivo é simplificar as linhas de uma matriz de pesos, isto é, tornar os pesos de cada variável elevados para um número reduzido de componentes e, próximos de zero para todas as demais componentes;
- c) Método *Equimax* - outro método de rotação ortogonal, que pretende ser uma solução entre os dois métodos anteriores. Em vez de se concentra nas linhas ou nas colunas da matriz de pesos, o seu objetivo é simplificar simultaneamente linhas e colunas.

Nos métodos de rotação oblíquos, o pressuposto de independência entre os fatores é retirado, assim, é permitido aos fatores que rotacione livremente de maneira a simplificar uma interpretação. Depois de efetuada a rotação, torna-se mais simples identificar e interpretar cada componente principal (fator) a partir dos pesos das variáveis que as compõem. Quanto mais próximo de 1 estiver esse peso, mais forte é a associação entre a variável e a sua componente, enquanto que um peso da variável próximo de zero (0) nos permite concluir que pouco contribuiu para a formação do fator.

Cabe ao pesquisador decidir, com certo grau de subjetividade, qual o significado ou interpretação daquela componente principal e qual a designação a dar-lhe.

Os carregamentos obtidos através de uma derivação dos carregamentos iniciais, mediante uma transformação ortogonal, têm a mesma habilidade para reproduzir a matriz de covariância ou de correlação. Da álgebra matricial, nós sabemos que uma transformação ortogonal corresponde a uma rotação rígida dos eixos coordenados. Se \hat{L} é a matriz estimada dos carregamentos dos fatores, então:

$$\hat{L}^* = \hat{L}T, \text{ onde } TT' = I, T \text{ ortogonal},$$

é a matriz dos carregamentos “rotacionados”. Além disso, a matriz de covariância (ou de correlação) permanece intacta, pois:

$$\hat{L}\hat{L}' + \hat{\Psi} = \hat{L}T T' \hat{L}' + \hat{\Psi} = \hat{L}^* \hat{L}^{*'} + \hat{\Psi}$$

e também a matriz dos resíduos

$$S - \hat{L}\hat{L}' - \hat{\Psi} = S - \hat{L}^* \hat{L}^{*'} - \hat{\Psi}$$

permanece intacta e ainda, as variâncias específicas ψ_i e as comunalidades h_i^2 não se alteram. Portanto, do ponto de vista matemático, não é importante se \hat{L} ou \hat{L}^* é definida.

Neste trabalho usaremos o método *Varimax*, pois esse método nos permite definir mais claramente quais variáveis estão associadas com um dado fator e quais não estão, pois se trata de uma medida analítica de estrutura simples, que define $\tilde{e}_{ij}^* = \hat{e}_{ij}^* / \hat{h}_{ij}$ como sendo os coeficientes escalonados pela raiz quadrada das comunalidades. O critério seleciona a transformação ortogonal T que faz

$$V = 1/p \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \tilde{e}_{ij}^{*4} - \left(\sum_{i=1}^p \tilde{e}_{ij}^{*2} \right)^2 / p \right] \text{tão grande quanto possível. Escalonar os coeficientes}$$

rotacionados \hat{e}_{ij}^* tem o efeito de dar às variáveis com pequenas comunalidades maior peso na determinação da estrutura simples. Após a transformação T ser determinada, os pesos \hat{e}_{ij}^* são multiplicados por \hat{h}_{ij} tal que as comunalidades originais sejam preservadas.

2.2.8.2 Critérios para Significância das Cargas Fatoriais

O número de variáveis em análise é de extrema importância na decisão sobre quais cargas fatoriais são realmente significantes.

Na medida em que o número de variáveis aumenta, o nível aceitável para considerar uma carga fatorial significativa diminui. O ajuste para o número de variáveis é cada vez mais importante quando se move do primeiro fator extraído para fatores posteriores.

HAIR Jr. e ANDERSON (2005) dão algumas orientações para a escolha do critério de significância exposto por eles:

- i) Quanto maior o tamanho da amostra, menor o valor da carga fatorial a ser considerada significativa;
- ii) Quanto maior o número de variáveis a serem incluídas no estudo, menor será o valor das cargas fatoriais para serem consideradas significantes;
- iii) Quanto maior o número de fatores, maior o valor da carga em fatores posteriores a serem consideradas significantes para interpretação.

O critério para decisão de quais cargas fatoriais a serem consideradas na interpretação fatorial, pode ser determinado com base em questões relativas à significância prática e estatística, e também em relação ao tamanho da amostra.

A significância prática na escolha das cargas fatoriais é utilizada geralmente para fazer inferências preliminares da matriz fatorial. Em síntese, o método considera que as cargas maiores que 0,30 atingem o nível mínimo aceitável; cargas de 0,40 a 0,50 são consideradas mais importantes; e cargas maiores que 0,50 são consideradas com significância prática. Portanto, quanto maior o valor absoluto da carga fatorial, mais importante ela será na interpretação fatorial.

Ainda os autores descrevem que o pesquisador pode empregar também o conceito de poder estatístico para especificar cargas fatoriais consideravelmente significantes em diferentes tamanhos de amostras.

Especificando um poder estatístico de 80%, com nível de significância de 5% e os erros-padrão estimados pela análise fatorial, a TABELA 2 apresenta os tamanhos de amostras necessárias para cada valor de carga fatorial a ser considerada significativa.

TABELA 2 – SIGNIFICÂNCIA DAS CARGAS FATORIAIS BASEADO NO TAMANHO DA AMOSTRA

Cargas Fatoriais baseada no tamanho da amostra	
Carga fatorial	Tamanho Necessário da Amostra
0,30	350
0,35	250
0,40	200
0,45	150
0,50	120
0,55	100
0,60	85
0,65	70
0,70	60
0,75	50

FONTE: Adaptado de HAIR Jr., J. F. – Multivariate Data Analysis.

Assim, é exemplificado que em uma amostra de 100 entradas as cargas fatoriais de 0,55 ou mais são significantes. E ainda segundo este critério, em uma amostra de tamanho 50 entradas, somente podem ser consideradas significantes cargas fatoriais iguais ou maiores que 0,75.

Uma desvantagem relatada pelos autores é que, esta abordagem não considerada nem o número de variáveis analisadas e nem quanto ao fator específico em estudo. Os autores mostraram que quando o pesquisador se move do primeiro fator para fatores posteriores, o nível aceitável para uma carga fatorial seja julgado significante deve aumentar.

Contudo, esta abordagem não está ajustada para levar em consideração as observações mencionadas pelos autores, uma vez que o critério proposto na TABELA 2 é geral, independe do número de variáveis do problema ou do fator em questão. Portanto, este teste de significância é pouco conclusivo, e poucas referências conclusivas podem ser feitas para delimitar o cenário que cerca o uso de procedimentos indutivos para a análise fatorial.

Comparando com a abordagem da significância prática, podemos considerar que a abordagem com significância estatística possui orientações bem mais conservadoras.

HAIR Jr. (2005) afirma que as orientações apresentadas devem servir de ponto de partida para a interpretação de cargas fatoriais. Cargas fatoriais menores também podem ser acrescentadas à interpretação, baseadas em outras considerações.

As abordagens da significância prática e da significância estatística não consideram o número de variáveis em análise, porém deve-se considerar que, à medida que aumenta o número de variáveis em análise, o nível aceitável para considerar uma carga significativa diminui.

2.2.8.3 Escores Fatoriais

O Escore Fatorial é uma medida composta criada para cada variável observável, sobre cada fator extraído na análise fatorial. Os pesos fatoriais são usados em combinação com os valores da variável original para calcular o escore de cada variável. Faz-se então o uso da análise dos escores fatoriais para representar os fatores em análises subsequentes. Por isso, os escores fatoriais são padronizados para que tenham média zero e desvio padrão 1 (VELICER; JACKSON, 1990).

2.2.8.4 Análise da Matriz Fatorial

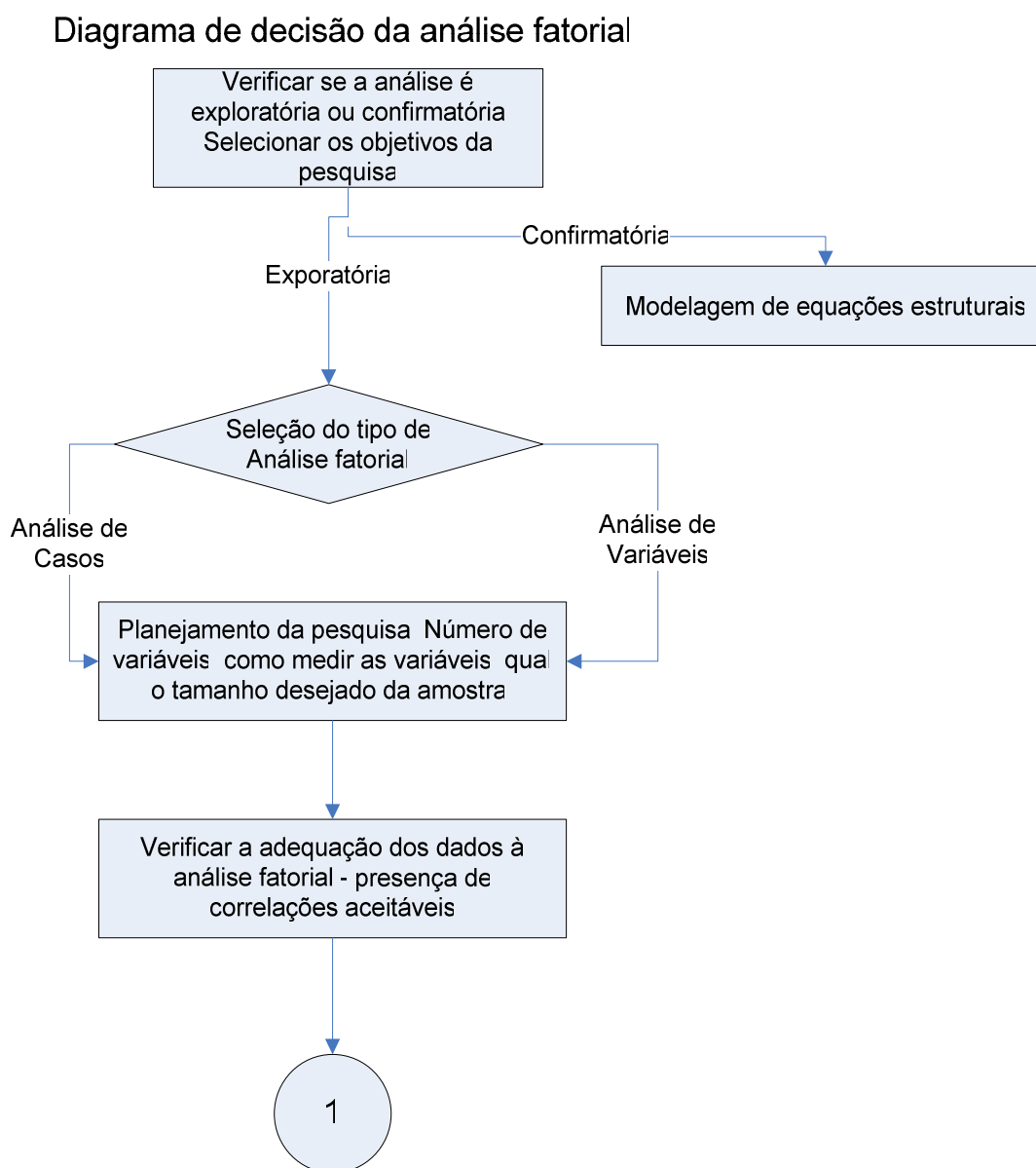
Conforme HAIR Jr. (2005), para uma melhor identificação em valor absoluto da maior carga fatorial em cada uma das variáveis, devemos iniciar no primeiro fator movendo-se da esquerda para a direita. Quando cada variável tem apenas uma carga em um fator a qual pode ser considerada significativa, a interpretação de cada fator é de certa forma mais simples, porém em muitos casos, as variáveis podem apresentar cargas moderadas e significantes, dificultando a interpretação fatorial. Para uma

variável com várias cargas moderadamente significativas deve ser considerada a interpretação de todos os fatores nos quais ela apresentou algum carregamento significativo.

Algumas variáveis poderão não possuir cargas fatoriais significativas em algum fator e podem ser ignoradas ou eliminadas na interpretação da matriz fatorial. A decisão de se eliminar essas variáveis dependerá apenas da contribuição que a mesma gera para o total da variabilidade. Uma vez encontrada a solução fatorial, pode-se verificar todas as variáveis significantes para cada fator particular e adicionar um rótulo representativo para o fator, sendo que as variáveis com as maiores cargas fatoriais devem ser consideradas importantes e devem influenciar mais nos nomes ou nos rótulos do fator.

Podemos observar no diagrama abaixo (FIGURAS 4 e 5) um fluxo de decisão da análise fatorial, onde são detalhadas as etapas a serem percorridas durante a realização de uma análise fatorial:

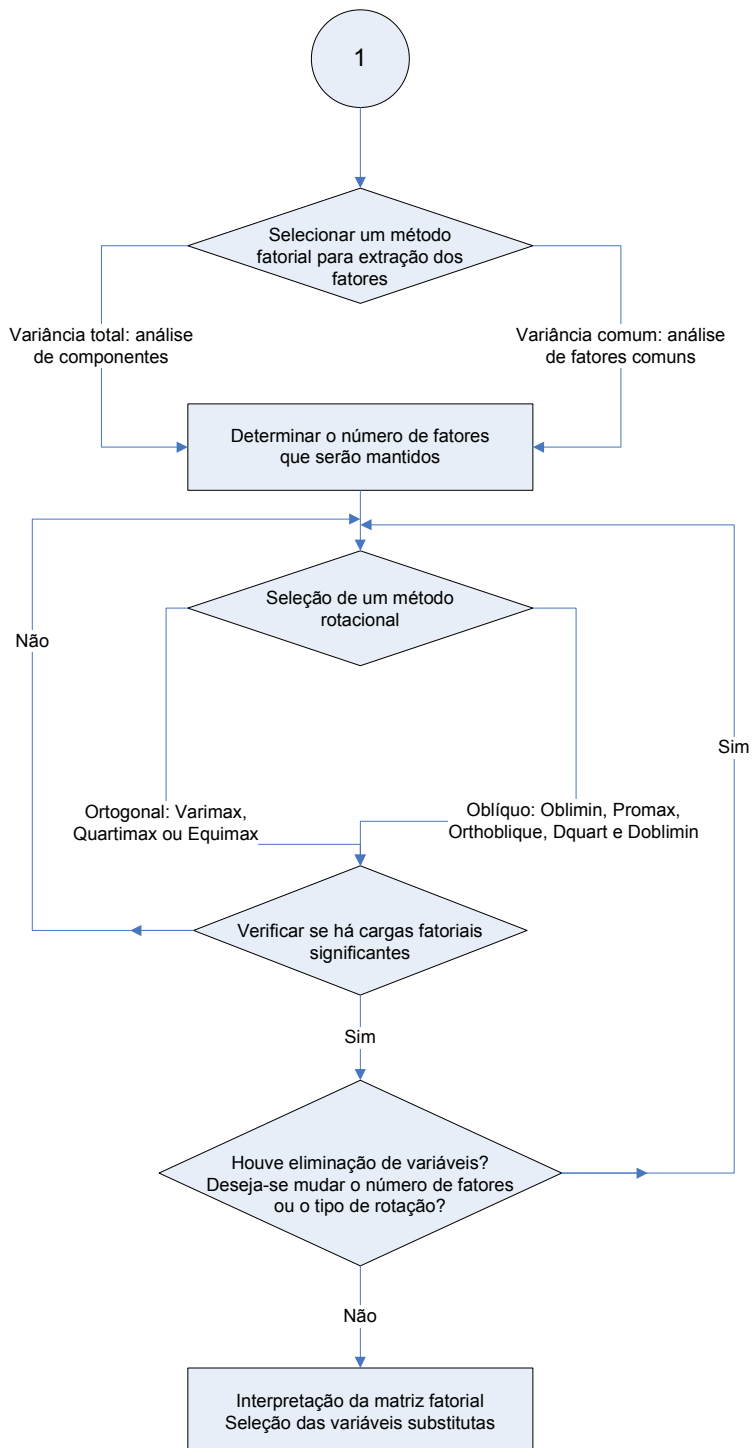
FIGURA 4 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANÁLISE FATORIAL



FONTE: Adaptado de HAIR Jr.,J.F. – Análise Multivariada de Dados.

FIGURA 5 – DIAGRAMA PARA ETAPAS DE DECISÃO DA ANÁLISE FATORIAL

Continuação do diagrama de decisão da análise fatorial



FONTE: Adaptado de HAIR Jr.,J.F. – Análise Multivariada de Dados.

2.3 ANÁLISE FATORIAL POR MÉTODO DA REGIONALIZAÇÃO

Segundo FERREIRA (1989), cada um dos fatores obtidos poderia ser identificado como uma dimensão, por exemplo, tecnologia - industrial ou comercio - industrial, de acordo com as variáveis de maior peso para cada fator. Assim os coeficientes das cargas fatoriais podem ser interpretados como os coeficientes de correlação entre as variáveis e os seus respectivos fatores, que podem ser tanto positivos quanto negativos. Basta então, construir os índices relativos, como por exemplo, ao grau de desenvolvimento de tecnologia-industrial de cada cidade ou município domiciliar do fornecedor, e depois agrupá-los em conjuntos homogêneos que apresentarem índices semelhantes. Esses índices resultam da soma dos valores das variáveis multiplicadas por essas respectivas cargas fatoriais, porém, é necessário reduzi-las a uma unidade comum, adimensional. Como não se pode somar, por exemplo, número de indústrias com quilômetros de estrada, deve-se normalizar as variáveis, reduzindo-as a um mesmo padrão. A normalização das variáveis é feita com a subtração do valor de cada variável de sua média aritmética e dividindo pelo desvio padrão da amostra. Essa nova variável normalizada pode se expressa da seguinte forma:

$$Z_1 = \frac{X_1 - \bar{X}}{\sigma},$$

sendo X_i um dado valor da variável, \bar{X} a média aritmética, e σ o desvio padrão da amostra. A matriz das variáveis normalizadas é expressa por:

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}}{\sigma_j},$$

sendo $i = (1, \dots, n)$ o número de variáveis de 1 a n , e $j = (1, \dots, m)$ o número de municípios de 1 a m .

Dispondo-se da matriz de dados normalizados e das cargas fatoriais que constituem o peso das variáveis, a próxima etapa é computar os indicadores do grau

de “tecnologia-industrial” de cada cidade / município. Esses indicadores serão os escores fatoriais e podem ser calculados pela seguinte expressão:

$$F_j^1 = \sum_{i=1}^n d_i \cdot Z_{ij},$$

sendo F_j^1 é o escore fatorial relativo ao Fator 1 e d_i as cargas fatoriais das variáveis.

Assim, é possível construir uma matriz em que cada célula é constituída pelo produto da carga fatorial específica e da respectiva variável padronizada. A soma de cada linha dessa matriz é o escore fatorial d para cada cidade / município j .

A etapa seguinte consiste em hierarquizar e agrupar os escores fatoriais por critérios, tais como o de melhor desempenho e o da dispersão em torno da média aritmética. Pode-se construir assim, intervalos de classes que variam de baixo a alto potencial de desenvolvimento. A posição ocupada por uma cidade / município nesta classificação, se refere à sua posição relativa dentro da região estudada.

2.4 DELINEAMENTOS COM CLASSIFICAÇÃO SIMPLES

A classificação simples ou delineamento inteiramente casualizado é o caso mais simples dos delineamentos experimentais, consistindo o arranjo experimental em g tratamentos.

A representação das amostras aleatórias de cada tratamento são dadas por:

$$\begin{array}{l} \text{Tratamento 1: } \underline{X}_{11}, \underline{X}_{12}, \dots, \underline{X}_{1n_1} \\ \text{Tratamento 2: } \underline{X}_{21}, \underline{X}_{22}, \dots, \underline{X}_{2n_2} \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \dots \quad \quad \vdots \\ \text{Tratamento } g: \underline{X}_{g1}, \underline{X}_{g2}, \dots, \underline{X}_{gn_g} \end{array}$$

A Análise de Variância Multivariada (MANOVA) é usada para avaliar se os vetores de médias de tratamento são os mesmos, caso contrário, é necessário identificar qual componente de média contém diferença significativa.

Algumas pressuposições da estrutura dos dados devem ser obedecidas para validade da inferência estatística:

- i) $\underline{X}_{i1}, \underline{X}_{i2}, \dots, \underline{X}_{in}$ deve ser uma amostra aleatória de tamanho n_i do tratamento i , com média $\mu_i, i=1,2,3,\dots,g$, e amostras dos tratamentos independentes;
- ii) todos os tratamentos possuem covariância comum Σ ;
- iii) cada tratamento tem distribuição normal multivariada.

O modelo de análise de variância multivariada está apresentado a seguir, sendo que cada componente no modelo é um vetor de p componentes. Assim,

$$\underline{X}_{ij} = \underline{\mu} + \underline{\tau}_i + \underline{e}_{ij} \quad i=1,2,\dots,g \quad j=1,2,\dots,n_i$$

em que e_{ij} é independentemente e identicamente distribuído (*iid*) e $n_p(0, \Sigma)$ para todo i e j ; $\underline{\mu}$ o vetor de média geral e $\underline{\tau}_i$ representa o vetor de efeitos do i -ésimo tratamento,

com uma restrição paramétrica $\sum_{i=1}^g n_i \underline{\tau}_i = \underline{0}$.

Os erros do vetor \underline{X}_{ij} devem ser correlacionados, mas a matriz de covariância Σ deve ser a mesma para todos os tratamentos. Assim o vetor de observações pode ser decomposto em:

$$\underline{X}_{ij} = \underline{\bar{X}}_{..} + (\underline{\bar{X}}_{i.} - \underline{\bar{X}}_{..}) + (\underline{X}_{ij} - \underline{\bar{X}}_{i.})$$

onde:

\underline{X}_{ij} = Observação;

$\underline{\bar{X}}_{..}$ = Estimativa da média geral;

$(\underline{\bar{X}}_{i.} - \underline{\bar{X}}_{..})$ = Estimativa do efeito do tratamento;

$(\underline{X}_{ij} - \underline{\bar{X}}_{i.})$ = Resíduo.

Analogamente, é possível demonstrar que a soma de quadrados e produtos totais possui a seguinte decomposição:

$$\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})' = \sum_{i=1}^g n_i (\bar{X}_{i\cdot} - \bar{X}_{..})(\bar{X}_{i\cdot} - \bar{X}_{..})' + \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})'$$

onde:

$$\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})' = \text{Soma de quadrados e produtos (SQP)};$$

$$\sum_{i=1}^g n_i (\bar{X}_{i\cdot} - \bar{X}_{..})(\bar{X}_{i\cdot} - \bar{X}_{..})' = \text{SQP tratamentos};$$

$$\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})' = \text{SQP resíduo total corrigido.}$$

sendo que a soma de quadrados e produtos do resíduo pode ser expressa por:

$$E = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i\cdot})' = (n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2 + \dots + (n_g - 1)S_g$$

onde S_i é a matriz de covariância amostral do i -ésimo tratamento.

O teste de hipótese para a inexistência de efeitos de tratamentos,

$$H_o = \underline{\sigma}_1 = \underline{\sigma}_2 = \dots = \underline{\sigma}_g = \underline{0} \quad (1)$$

e realizado considerando as magnitudes das somas de quadrados e produtos de tratamento e resíduo pela variância generalizada.

A tabela de análise de variância multivariada (MANOVA) está apresentada na TABELA 3, podemos observar que a fonte de variação total é particionada em pontos de variação devido a tratamento e ao erro experimental ou resíduo.

TABELA 3 – TABELA DE MANOVA PARA TESTAR A HIPÓTESE DE IGUALDADE

Tabela de Análise de Variância Multivariada (MANOVA)		
FV	GL	Matriz de SQP
Tratamento	$g - 1$	$B = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{..})^t$
Resíduo	$V = \sum_{i=1}^g n_i - g$	$E = \sum_{i=1}^g n_i (\bar{X}_{i.} - \bar{X}_{..})(\bar{X}_{i.} - \bar{X}_{..})^t$
Total Corrigido	$\sum_{i=1}^g n_i - 1$	$B + E = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i.})(\underline{X}_{ij} - \bar{X}_{i.})^t$

FONTE: Adaptado de MORRISON, D.F. – Multivariate Statistical Methods.

NOTA: Tabela de MANOVA para testar hipótese de igualdade do vetor de efeito dos tratamentos para um delineamento de classificação simples.

Os critérios para o teste da hipótese apresentada em (1), envolvem variâncias generalizadas, autovalores e autovetores da maximização e formas quadráticas.

De uma maneira geral, supondo H uma matriz de SQP relativa aos efeitos dos tratamentos que se deseja testar a igualdade, usando um exemplo em que $H = B$, uma solução da equação será dada por:

$$(H - \lambda_k E) e_k = \underline{0}$$

onde são fornecidos as estimativas dos autovalores e autovetores necessários aos testes de hipótese (1), os quais estão apresentados na TABELA 3.

Existem quatro critérios para o teste de hipótese, os dois mais utilizados são:

- I) Critério de Wilks; trata-se de um teste que é baseado na razão de verossimilhança;
- II) Critério do teste hipótese nula; que deva ser rejeitada se pelo menos três dos quatro critérios forem significativos em um nível nominal de significância previamente estipulado.

Esses critérios podem ter uma aproximação pela distribuição F , que está apresentado na TABELA 4.

TABELA 4 – CRITÉRIO DE APROXIMAÇÃO PELA DISTRIBUIÇÃO F

Críticos de aproximação para tabela F			
Critério	Estatística	Aproximação	F GL de F
Wilks	$\Lambda = \frac{ E }{ H+E } = \prod_k \frac{1}{1+\lambda_k}$	$F = \left(\frac{1-\Lambda^{1/t}}{\Lambda^{1/t}} \right) \left(\frac{rt-2f}{pq} \right)$	$V_1 = pq$ $V_2 = rt - 2f$
Traço de Pillai	$V = tr[H(H+E)^{-1}] = \sum \frac{\lambda_k}{1+\lambda_k}$	$F = \left(\frac{V}{s-V} \right) \left(\frac{2n+s+1}{2m+s+1} \right)$	$V_1 = s(2m+s+1)$ $V_2 = s(2n+s+1)$
Traço de Hotelling Lawley	$U = tr(HE^{-1}) = \sum \lambda_k$	$F = \frac{2(sn+1)U}{s^2(2m+s+1)}$	$V_1 = s(2m+s+1)$ $V_2 = 2(sn+1)$
Raíz Máxima de Roy	$\Theta = \lambda_1$	$F = \frac{(v-d+q)\theta}{d}$	$V_1 = d$ $V_2 = v-d+q$

FONTE: Adaptado de JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. – Applied multivariate statistical analysis.

NOTA: Tabela de critérios para a aproximação pela tabela F.

onde;

p = número de variáveis = posto $(H + E)$; q = GL de tratamento ou do contraste;

v = GL do erro;

$S = \min (p, q)$;

$r = v - (p - q + 1) / 2$;

$f = (pq - 2) / 4$;

$d = \max (p, q)$;

$m = (|p - q| - 1) / 2$;

$n = (v - p - 1) / 2$;

$$t = \begin{cases} \sqrt{\frac{p^2 q^2 - 4}{p^2 q^2 - 5}} & \text{se } p^2 + q^2 - 5 > 0 \\ 1 & \text{cc} \end{cases}$$

sendo que o Critério de Wilks somente terá aproximação exata de F se $\min (p, q) \leq 2$.

3 MATERIAL E MÉTODO

3.1 COLETA DE DADOS

Os dados utilizados neste trabalho são dados reais de 50 empresas fornecedoras de uma empresa multinacional EMS (*Electronic Manufacturing Support*) do ramo de telefonia.

Procurou-se avaliar apenas os fornecedores que têm grande impacto no faturamento mensal da organização, ou seja, foram coletados dados somente dos fornecedores que emitiram faturas contra a organização de no mínimo R\$250.000,00 mensais no último ano comercial (outubro 2007 a setembro 2008), pois esses fornecedores totalizam cerca de 80% do montante monetário gastos com insumos e serviços pela organização.

Os dados coletados contêm notas subjetivas dadas por pessoas envolvidas nas áreas de compras, qualidade, e desenvolvimento dos fornecedores, e notas sistêmicas retiradas diretamente do programa SAP R/3¹ (*Systems, Applications and Products in Data Processing*), onde são armazenados os dados referentes à qualidade dos insumos, datas e quantidades das entregas, preços e prazos de pagamentos.

O banco de dados contém informações onde se podem avaliar quatro grandes áreas: (i) suprimentos, (ii) qualidade, (iii) logística e (iv) tecnologia. Cada uma dessas áreas é subdividida conforme critérios adotados em um programa denominado PAF² (*Programa de Avaliação de Fornecedores*) já em utilização há alguns anos pela organização, sendo esse sistema de avaliação conhecido e aceito pelos fornecedores como avaliador do seu desempenho anual dentro dos critérios estabelecidos.

3.1.1 Instrumento para Coleta de Dados

Uma vez estabelecida a relação comercial, em cada transação com a organização, o fornecedor passa por uma avaliação de prazo, preço, qualidade e

tecnologia, sem perder a agilidade do negócio. Essas avaliações são consolidadas trimestralmente dentro do processo PAF (*Programa de Avaliação de Fornecedores*), o qual é conduzido pelos administradores de fornecedores e tem como um de seus objetivos o estreitamento da parceria.

Este programa tem como objetivo fazer um pseudo ranqueamento dos fornecedores utilizando critérios de avaliação, que são condensados nas quatro grandes áreas de avaliação e pontuação (S-Suprimentos, Q-Qualidade, L-Logística, T-Tecnologia), como segue:

S - Suprimentos

(Np) Nível de Preços - Comparação média dos preços do fornecedor com sua concorrência nacional e internacional.

- Melhor que a concorrência (abaixo da concorrência) = 100 pontos
- Competitivo (no nível da concorrência) = 75 pontos
- Aceitável (até 2% acima da concorrência) = 50 pontos
- Pior que a concorrência (>2% até > 5% acima da concorrência) = 25 pontos
- Inaceitável (> 5% acima da concorrência) = 1 ponto

(Hp) Histórico de Preços - Medição da evolução média dos preços do próprio fornecedor no período avaliado.

- Excelente - (redução real de preços médios no período) = 100 pontos
- Bom - (manutenção de preços médios no período) = 75 pontos
- Regular - (elevação de preços no período abaixo da inflação) = 50 pontos
- Ruim - (elevação de preços no período no nível da inflação) = 25 pontos
- Inaceitável - (elevação de preço real no período) = 1 ponto

(Dct) Desempenho Custo Total - Leva em consideração a filosofia "*TOTAL COST*" de Deming. São os custos adicionais ao preço de aquisição, em especial o custo financeiro. Basicamente estamos medindo a oferta de *Payment Terms*. (Prazo oferecido e acordado para pagamento das faturas = PT):

PT=111 a 120 dias = 100 PT=46 a 55 dias = 60
 PT=101 a 110 dias = 98 PT=41 a 45 dias = 50

PT=91 a 100 dias	= 95	PT=30 a 40 dias	= 40
PT=81 a 90 dias	= 90	PT=21 a 29 dias	= 30
PT=60 a 80 dias	= 80	PT=16 a 20 dias	= 25
PT=56 a 59 dias	= 70		

(Irc) Iniciativa para Redução de Custo - É a medida do índice de iniciativas ou esforços do fornecedor para oferecer alternativas de menor custo para os insumos e serviços fornecidos à organização.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Src) Satisfação requisitos estratégicos Custos - É a medida do atendimento às necessidades de custos, quanto a prazos de financiamento e pagamentos efetivos. Este sub-critério é apurado com base no relatório obtido do SAP R/3, e indica a média em dias das faturas efetivas emitidas pelo fornecedor, comparando-as com o prazo de pagamento acordado (PT).

% de diferença entre o nr. efetivo de dias para pagamento efetivo na fatura e o acordado (PT).

- 0 % ou negativo (maior que o PT acordado) ==> 100,0
- 1% a 10% antes do *Payment Terms* acordado ==> 50,0
- Mais de 10% antes do *Payment Terms* acordado ==> 1,0

Q - Qualidade

(Aa) Aspectos Ambientais - Considera o grau de adequação do SGA (*Sistema de Gestão Ambiental*) às normas internacionais de meio ambiente e cumprimento da legislação ambiental. Os dados são coletados na ferramenta SGA. É aplicável somente aos fornecedores nacionais.

- Certificado ISO 14001 = nota 100
- Em fase final de implantação p/ ISO 14001 = nota 85 a 95
- Sem impacto e alguma ações - respeita legislação = nota 80 a 84
- Sem Impacto e sem ações - respeita legislação = nota 70 a 79

- Impactante, com algumas ações - respeita legislação = nota 45 a 65
- Impactante sem plano formal - respeita legislação = nota 30 a 40
- Não respeita legislação = nota 0 a 29

(Qr) Qualidade dos produtos no Recebimento - É o índice de lotes de materiais recebidos sem restrições da qualidade e a totalidade de lotes de materiais recebidos no período.

- Lote aprovado (conforme DU - Decisão de utilização) = 100 pontos
- Lote reprovado ou aceito condicional (conf. DU) (RO penaliz.) = 1 ponto

Qr = Somatória pontos de todas as entradas / nr. de entradas

(Dq) Performance da Qualidade - É a medida da eficácia do fornecedor na oferta e atendimento a garantias, pós-venda, proatividade, etc.

(Sq) Sistema da Qualidade - É a medida do grau de adequação do sistema da qualidade do fornecedor às normas internacionais. Existindo uma pontuação através de *Survey*³, deve-se adotar o valor atualizado.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Csq) Cooperação em Qualidade - É a medida da agilidade, qualidade e eficácia das ações e respostas do fornecedor às reclamações de qualidade (RO's (Relatórios de Ocorrências) e RNC's (Relatórios de Não-conformidades)), cooperação em planos conjuntos de melhorias da qualidade, rastreabilidade, etc.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

L - Logística

(Otd) Cumprimento de Prazo de Entrega - O cálculo da pontuação para cumprimento de prazos, é efetuado conforme tabela a seguir, em função do número de dias de atraso em relação à data acordada para entrega. Com referência às antecipações de entrega, a aceitação do recebimento implica em reconhecer o cumprimento do prazo. É uma decisão da organização em relação ao seu interesse. O resultado no sub-critério (Otd) é a média aritmética dos pontos obtidos em cada lote recebido.

Entrega no dia acordado ou antes	=100	11 dias de atraso	=78
1 dia de atraso	=99	12 dias de atraso	=74
2 dias de atraso	=98	13 dias de atraso	=69
3 dias de atraso	=97	14 dias de atraso	=64
4 dias de atraso	=96	15 dias de atraso	=59
5 dias de atraso	=95	16 dias de atraso	=43
6 dias de atraso	=93	17 dias de atraso	=38
7 dias de atraso	=91	18 dias de atraso	=32
8 dias de atraso	=89	19 dias de atraso	=27
9 dias de atraso	=86	20 dias de atraso	=20
10 dias de atraso	=82	Superior a 20 dias de atraso	=0

(Cq) Cumprimento de Quantidade - Mede a divergência entre as quantidades constantes na nota fiscal e a quantidade física recebida. A tolerância desta divergência é de 5%. Valores iguais ou inferiores não são penalizados pelo PAF (*Programa de Avaliação de Fornecedor*). Este sub-critério é apurado com base no relatório obtido do sistema de Controle de Nota fiscal (CNF), que registra as ocorrências de divergências de quantidade nas notas fiscais emitidas pelo fornecedor. A diferença percentual é demeritada conforme a tabela constante da diretriz PAF.

(DI) Desempenho Logístico - Considera os prazos de entrega ofertados pelo fornecedor em relação às necessidades da organização (*Lead Time* médio oferecidos). Não se trata de cumprir o prazo de entrega oferecido e sim oferecer.

• JIT até 5 dias	= 100 Pontos	• 61 a 90 dias	= 51 a 60 Pontos
• 6 a 10 dias	= 99 a 95 Pontos	• 91 a 100 dias	= 31 a 50 Pontos
• 11 a 20 dias	= 91 a 94 Pontos	• 101 a 120 dias	= 16 a 30 Pontos
• 21 a 30 dias	= 81 a 90 Pontos	• 121 a 130 dias	= 5 a 15 Pontos
• 31 a 45 dias	= 71 a 80 Pontos	• 131 ou > dias	= 1 a 4 Pontos
• 46 a 60 dias	= 61 a 70 Pontos		

(Esl) Estratégia e Sistemas Logísticos - Considera a capacidade e oferta de sistemáticas e logísticas para atendimento da demanda: Kanban, EDI, JIT, flexibilidade para alterações no programa sem perda de controle, estoques estratégicos, etc.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Csl) Cooperação em Logística - Considera o nível de cooperação com relação às necessidades de alterações logísticas, alterações de programação de entregas, cancelamentos, etc.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

T - Tecnologia

(Dta) Desempenho Tecnológico Atual - Medida da situação do fornecedor quanto ao domínio da tecnologia necessária atual para o fornecimento de itens no segmento que atua. Satisfaz o que a organização precisa? (Equipamentos, máquinas, ferramentas, conhecimento, treinamento, etc.).

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Srt) Satisfação de Requisitos Técnicos - Mede a suficiência, clareza e fluxo sistemático das especificações técnicas do fornecedor para a organização e se este informa adequadamente novidades e descontinuações. Considera também se as necessidades técnicas da organização são completamente satisfeitas com as especificações que o fornecedor pode oferecer ou se a organização precisa se ajustar às limitações técnicas do fornecedor.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos

- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Atf) Adequação à tecnologia do futuro - Mede a suficiência, clareza e fluxo sistemático das especificações técnicas do fornecedor para a organização e se este informa adequadamente novidades e descontinuações. Considera também se as necessidades técnicas da organização são completamente satisfeitas com as especificações que o fornecedor pode oferecer ou se a organização precisa se ajustar às limitações técnicas do fornecedor.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

(Cstl) Cooperação Tecnológica - Avalia o nível de colaboração do fornecedor para atender solicitações de ajustes tecnológicos dos itens fornecidos e desenvolvimento de novos itens.

- Excelente = 90 a 100 pontos
- Bom = 70 a 90 pontos
- Regular = 50 a 70 pontos
- Insatisfatório = 1 a 50 pontos

3.1.2 Considerações Quanto ao Instrumento para Coleta de Dados

O processo de compras, o gerenciamento de insumos e a relação com fornecedores são determinantes para a qualidade, tempos de produção, flexibilidade e níveis de capital necessários para as organizações operarem seus negócios. Portanto, para a melhor aplicabilidade do instrumento de avaliação (PAF), alguns fatores que influenciam significativamente nesta avaliação devem ser consolidados. Seguem abaixo os dez fatores mais criteriosos:

- 1) Qualidade: os problemas de qualidade não detectados pelo fornecedor incorrem em aumento dos custos com inspeção, refugo de insumos e retrabalho de produtos acabados;
- 2) Tempo de Produção: quanto menor for o *lead-time* do fornecedor, maior a flexibilidade da organização para responder as oscilações de demanda;
- 3) Percentuais de Entrega: os percentuais de lotes entreguem na data exata é fator crítico para a sustentação de uma produção seqüenciada, sendo que entregas parciais podem significar paradas de produção;
- 4) Performance de Entrega no Tempo: assim como as entregas parciais e atrasos, os adiantamentos na entregas também podem acarretar problemas de sincronização com a programação da produção, e elevado custo com estocagem de matéria prima;
- 5) Capacidade de Resposta: o fornecedor deve ser suficientemente flexível para responder rapidamente a mudanças na demanda, ou alterações no produto;
- 6) Suporte Técnico: o fornecedor deve ter um bom suporte técnico, que possa contribuir para a melhoria dos projetos com inovações em materiais e ferramentas, facilitar o trabalho das linhas de montagem e fazer uso de partes comuns de controle e análise de custos;
- 7) Garantia: o fornecedor deve ter rapidez na substituição de insumos que apresentarem não-conformidades. Assim, se o fornecedor for rápido o suficiente a empresa não sofrerá problemas de sincronização;
- 8) Melhorias de Logística: um bom sistema logístico pode reduzir custos e trazer melhorias de tempos de produção;
- 9) Termos de Pagamento: a facilidade e oferta de melhores termos de pagamento que tragam retorno para ambas as partes, permite reduções de custos e aumento da encomendas;

- 10) Modelos de Práticas de Encomenda: o fornecedor deve facilitar as encomendas de forma a reduzir os custos administrativos e dinamizar o processo de aquisição como um todo, como por exemplo, fazendo uso de ferramentas como EDI (*Electronic Data Interchange*), *E-Commerce*, *Supplier Class*, e-mail's, monitoramento através de câmeras e outras.

3.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Quando se obtém dados através de entrevistas ou opinião pessoal, nem sempre essas opiniões expressam a realidade, pois os pesquisados podem não estarem suscetíveis a responder adequadamente o questionário mesmo se tratando do âmbito profissional. Isso pode distorcer a realidade ou o fenômeno em investigação, e independente da natureza do estudo, qualitativo ou quantitativo, apresentará limitações que devem ser observadas nas discussões dos resultados.

Os dados obtidos através do sistema SAP R/3 são mais confiáveis, pois são dicotomizados, calculados através de entradas numéricas que não sofrem qualquer interferência externa.

3.3 TÉCNICAS PARA ANÁLISE DOS DADOS

Após coleta e tabulação dos dados, procedeu-se à análise dos mesmos com o auxílio de *softwares* estatísticos aplicando estatísticas descritivas, e técnicas de análise multivariada, como a análise fatorial.

As técnicas de análise multivariada tornam possível um trabalho com um grande número de variáveis, permitindo a simplificação estrutural dos dados, sem comprometer informações importantes.

Com o auxílio da análise fatorial, foi possível identificar as variáveis que agregam a maior parte da variabilidade total do conjunto de dados, e estudar a relação existente entre essas variáveis e validar o instrumento de pesquisa.

3.4 SOFTWARE ESTATÍSTICO E EDITOR DE TEXTO

Como se trata de um trabalho acadêmico de análise de dados através de planilhas com apresentação de gráficos e tabelas, procurou-se utilizar programas conhecidos e confiáveis como o Statgraphics, SPSS, Microsoft Excel e o editor de texto Microsoft Word, onde se possa refazer as análises e obter repetibilidade dos resultados.

O Statgraphics é um programa usado em análises estatísticas. É composto por diversos módulos que seccionam as suas diferentes funções em quatro módulos principais, sendo um editor estatístico (*StatReport*); um assistente estatístico (*StatWizard*); uma conexão estatística (*StatLink*) e o livro de análise (*Statfolio*). O Statgraphics destaca-se por suas capacidades para a representação gráfica de todo tipo de estatísticas e o desenvolvimento de experimentos, previsões e simulações em função do comportamento dos valores. Para este trabalho utilizou-se o Statgraphics Centurion XV lançado em Dezembro de 2005, disponível cópia *trial* em <http://www.statgraphics.com/>.

O software estatístico SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) para Windows é um poderoso sistema de análises estatísticas e manuseio de dados, num ambiente gráfico, em que a utilização mais freqüente, para a maioria das análises a efetuar, se resume na seleção das respectivas opções em menus e caixas de diálogo.

Para este trabalho utilizou-se a versão SPSS Statistics 17.0.2 disponível versão para teste em <http://www.spss.com/downloads/>.

O Microsoft Excel (nome completo *Microsoft Office Excel*) é um programa de planilha eletrônica, escrito e produzido pela empresa [Microsoft](#), para computadores usando o sistema operacional [Microsoft Windows](#). A versão para Windows também “roda” no [Linux](#), via Wine. Seus recursos incluem uma interface intuitiva, capacitadas ferramentas de cálculo, construção de gráficos e manipulação de planilhas. Para este trabalho utilizou-se o Microsoft Excel 12.0 (pacote Office 2007).

O Microsoft Word é um processador editor de texto da empresa [Microsoft](#), fazendo parte do conjunto de aplicativos [Microsoft Office](#). O Word também “roda” no [Linux](#), através da camada de compatibilidade Wine. Para este trabalho utilizou-se o Microsoft Word 2007 (pacote Office 2007).

4 RESULTADOS

4.1 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

A seguir são apresentados os resultados e as discussões referentes ao banco de dados fornecido pela organização contendo notas obtidas através do instrumento de coleta PAF, que foi aplicado a cinquenta fornecedores mais representativos.

O tratamento dos dados no decorrer deste capítulo foi feito através de estatísticas descritivas.

A análise fatorial constitui uma das técnicas de análise multivariada, e sua aplicação é feita com o objetivo de identificar as variáveis latentes que mais contribuem na explicação da variabilidade do conjunto de dados. Esse novo conjunto de variáveis obtido da análise fatorial representará os fornecedores por um vetor cujas componentes vêm dos fatores que estão nas direções de maior variabilidade.

Antes de realizar a análise fatorial é necessário verificar a existência de níveis aceitáveis de correlação entre as variáveis para o sucesso do resultado da análise.

Analisando a matriz de correlação, apresentada na TABELA 5, pode-se observar a presença de correlações significantes ao nível de 0,05.

TABELA 5 – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS VARIÁVEIS

	NP	HP	DCT	IRC	SRC	CNC	AA	QR	QFC	DQ	SQ	AQ	CSQ	OTD	CQ	DI	ESL	CSL	DTA	SRT	ATF	CSTL	
NP	1,00																						
HP	0,81	1,00																					
DCT	0,07	-0,06	1,00																				
IRC	0,387	0,459	0,007	1,00																			
SRC	0,09	0,14	-0,31	0,01	1,00																		
CNC	0,35	0,37	0,05	0,64	0,21	1,00																	
AA	-0,14	0,039	0,242	0,420	-0,199	-0,011	1,00																
QR	-0,14	-0,07	-0,145	-0,22	0,314	-0,104	0,025	1,00															
QFC	0,185	0,273	-0,116	0,130	-0,019	0,006	-0,06	0,252	1,00														
DQ	0,074	0,078	-0,011	-0,08	-0,001	-0,045	-0,02	0,531	0,433	1,00													
SQ	-0,08	-0,07	0,137	-0,05	-0,022	-0,060	0,097	0,573	0,190	0,778	1,00												
AQ	0,137	0,224	0,151	0,255	-0,071	0,255	0,299	0,041	0,013	-0,382	-0,221	1,00											
CSQ	-0,05	-0,04	0,008	-0,06	-0,087	-0,116	0,039	0,482	0,572	0,821	0,662	-0,227	1,00										
OTD	0,305	0,198	0,190	0,229	0,016	0,301	0,082	-0,176	0,084	-0,191	-0,267	0,263	-0,065	1,00									
CQ	-0,07	-0,02	-0,392	-0,11	0,731	-0,005	-0,21	0,303	0,025	0,163	0,104	-0,203	-0,014	-0,109	1,00								
DI	0,198	0,205	-0,165	-0,15	-0,110	-0,024	-0,19	-0,072	-0,039	-0,274	-0,238	0,353	-0,230	0,122	-0,222	1,00							
ESL	0,346	0,238	0,218	0,270	0,084	0,254	0,187	-0,070	0,042	-0,165	-0,167	0,269	-0,208	0,518	-0,031	0,054	1,00						
CSL	0,333	0,223	0,275	0,275	0,089	0,390	0,124	-0,105	-0,020	-0,250	-0,263	0,331	-0,231	0,646	-0,051	0,054	0,906	1,00					
DTA	0,092	0,187	-0,062	0,198	0,400	0,254	-0,07	0,331	0,249	0,244	0,227	-0,266	0,306	-0,045	0,204	-0,16	-0,107	-0,06	1,00				
SRT	0,310	0,383	0,151	0,321	0,032	0,250	-0,00	0,068	0,373	0,328	0,258	-0,281	0,341	-0,059	0,005	-0,25	-0,047	-0,04	0,724	1,00			
ATF	0,128	0,180	0,031	0,119	0,219	0,045	-0,05	0,125	0,145	0,214	0,300	-0,390	0,267	-0,155	0,160	-0,17	-0,201	-0,20	0,746	0,749	1,00		
CSTL	0,176	0,196	0,183	0,135	-0,002	0,000	0,356	-0,018	0,199	0,225	0,175	0,044	0,196	-0,127	-0,062	-0,12	0,256	0,064	-0,055	0,073	0,100	1,00	

FONTE: Da análise

A adequação para análise fatorial foi confirmada por meio dos testes de *KMO* e teste de esfericidade de *Bartlett*, conforme sugerido na seção 2.1.2.2, os quais

possibilitam verificar a adequação dos dados à aplicação da análise fatorial. Os resultados estão adiante.

Com o teste de esfericidade de *Bartlett*, que considera como hipótese H_0 que a matriz de correlação é uma matriz identidade. Neste caso, a confirmação dessa hipótese significaria a não existência de correlação entre as variáveis. Ao se calcular esse parâmetro, concluí-se que se pode rejeitar essa hipótese, pois pela aproximação *qui-quadrado* obteve-se um valor-p de $p < 0,0001$, valor inferior a 0,05, revelando que a matriz de correlação não é a matriz identidade.

Considerando os parâmetros do teste e usando o critério de Kaiser-Meyer-Olkin (*KMO*) para grau de adequabilidade da amostra, que afirma que valores próximos de 1 indicam que os coeficientes de correlação parciais são pequenos, isso revela que a análise fatorial pode ser realizada com segurança, conforme especificado na TABELA 1 da seção 2.2.2 deste trabalho.

Assim pode-se constatar no QUADRO 1 que, mesmo as variáveis não sendo normais, tanto o teste *KMO* quanto o teste de esfericidade de *Bartlett*, mostram que os dados podem ser tratados pela análise fatorial.

QUADRO 1 – CRITÉRIO DE KAISER-MEYER-OLKIN E TESTE DE BARTLETT

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,750
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	713,280
	df	231
	Sig.	,000

FONTE: Da análise (software SPSS)

A partir desta confirmação, os dados foram analisados em uma perspectiva quantitativa, segundo o método de análise fatorial de componentes principais. Mais especificamente, usando o método *Varimax* de matriz rotacionada através do *software Statgraphics Centurion XV*.

Na escolha do número de fatores, optou-se pelo critério de Normalização de Kaiser, ou seja, os fatores retidos devem ter autovalores maiores que 1 (ou bem próximos conforme notas de aula CHAVES NETO, Anselmo; Análise Multivariada II (2008)), optou-se por esse critério uma vez que este trabalho consiste numa pesquisa exploratória sem delimitação *a priori* do número de fatores a serem obtidos. E ainda, segundo HAIR (1998), esse critério é o mais utilizado e adequado para instrumentos de pesquisa que possuem entre 20 e 50 variáveis, como é o caso deste trabalho, o qual possui 22 variáveis. Dessa forma, realizando a análise fatorial, encontrou-se 9 fatores que explicam cerca de 85,47% da variância total dos dados, conforme mostra a TABELA 6 abaixo.

TABELA 6 – AUTOVALORES E PERCENTUAL DA VARIÂNCIA EXPLICADA

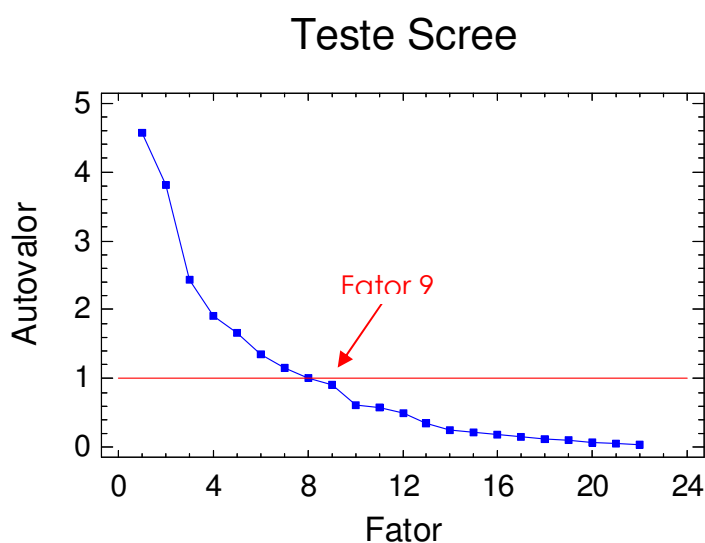
Fator	Autovalores iniciais		Soma dos quadrados das cargas da extração		Soma dos quadrados das cargas da rotação			
	Total	% da Variância	% Acumu.	% da Variância	% Acumu.	Total	% da Variância	% Acumu.
1	4,570	20,775	20,775	20,775	20,775	3,029	13,769	13,769
2	3,818	17,355	38,130	17,355	38,130	2,646	12,029	25,798
3	2,437	11,077	49,207	11,077	49,207	2,635	11,977	37,775
4	1,914	8,701	57,907	8,701	57,907	2,232	10,144	47,919
5	1,659	7,542	65,449	7,542	65,449	2,057	9,348	57,267
6	1,347	6,121	71,570	6,121	71,570	1,880	8,547	65,814
7	1,160	5,271	76,842	5,271	76,842	1,592	7,237	73,051
8	0,999	4,541	81,383	4,541	81,383	1,449	6,585	79,635
9	0,899	4,087	85,470	4,087	85,470	1,284	5,835	85,470
10	0,610	2,771	88,242					
11	0,573	2,606	90,848					
12	0,491	2,231	93,079					
13	0,348	1,580	94,659					
14	0,250	1,134	95,793					
15	0,221	1,005	96,798					
16	0,181	0,823	97,621					
17	0,146	0,662	98,283					
18	0,117	0,530	98,813					
19	0,099	0,451	99,264					
20	0,073	0,330	99,594					
21	0,055	0,250	99,844					
22	0,034	0,156	100,000					

FONTE: Da análise

Na tabela pode-se notar que o primeiro fator explica mais de 20% da variância total dos dados.

Para confirmar a adequação da utilização de nove (09) fatores, fora utilizado o teste *Scree*, conforme apresentado no GRÁFICO 1 e proposto no item 2.2.7 deste trabalho.

GRÁFICO 1 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS AUTOVALORES



FONTE: Da análise

O teste *Scree* é realizado por meio da construção do gráfico das raízes latentes em relação ao número de fatores. Pode-se observar que o mesmo apresenta um lento decréscimo da curva após o nono fator, sugerindo que sejam considerados como objeto do estudo apenas os nove primeiros fatores.

Em seguida, partiu-se para a análise das comunalidades, que corresponde à proporção de variância de cada variável explicada pelas componentes principais retidas, e que por regra prática, devem ser maiores que 0,70 para cada variável.

As comunalidades exibem o valor inicial iguais a 1 e, após a extração do número desejado de fatores as comunalidades variam entre 0 e 1, sendo 0 quando os

fatores comuns não explicam nenhuma variância da variável e 1 quando explicam toda sua variância. A TABELA 7 mostra as estimativas das comunalidades, que pode ser interpretado como estimador da proporção da variabilidade atribuída a cada variável ao extrair os fatores. Os resultados das comunalidades de cada variável mostram que todas as variáveis têm uma forte relação com os fatores retidos, por terem comunalidades elevadas, e, portanto não há necessidade de retirada de nenhuma das variáveis.

TABELA 7 – COMUNALIDADES DAS VARIÁVEIS

Variável	Inicial	Comunalidades	ψ_i	h_i^2
NP	1	0,8842	0,1158	0,8843
HP	1	0,8561	0,1439	0,8561
DCT	1	0,7880	0,2120	0,7881
IRC	1	0,9011	0,0989	0,9012
SRC	1	0,8665	0,1335	0,8664
CNC	1	0,8075	0,1925	0,8076
AA	1	0,8323	0,1677	0,8324
QR	1	0,8677	0,1323	0,8677
QFC	1	0,8472	0,1528	0,8472
DQ	1	0,9349	0,0651	0,9348
SQ	1	0,8678	0,1322	0,8677
AQ	1	0,8239	0,1761	0,8240
CSQ	1	0,8823	0,1177	0,8823
OTD	1	0,7369	0,2631	0,7368
CQ	1	0,8250	0,1750	0,8251
DI	1	0,8006	0,1994	0,8007
ESL	1	0,8664	0,1336	0,8665
CSL	1	0,9211	0,0789	0,9212
DTA	1	0,8998	0,1002	0,8997
SRT	1	0,8870	0,1130	0,8870
ATF	1	0,8818	0,1182	0,8818
CSTL	1	0,8254	0,1746	0,8253

FONTE: Da análise

Uma vez que se conhecem os autovalores, podem-se determinar os autovetores, que por sua vez constituem a base para a obtenção dos fatores. Por meio

deles é possível escrever uma combinação linear do conjunto das variáveis originais, dando origem às cargas fatoriais.

Dando continuidade as análises, o próximo passo é a realização da “rotação dos fatores”, ou seja, é um processo de rotação capaz de transformar a complexa estrutura de correlação das variáveis em uma estrutura mais simples para interpretação dos fatores. Especificamente, aplicou-se o método de rotação *Varimax*, pois conforme seção 2.2.8.1 deste trabalho, este método fornece uma clara separação entre os fatores, preservando a orientação original dos mesmos.

Na TABELA 8, são apresentadas as cargas fatoriais que representam a contribuição de cada variável para a formação do fator.

TABELA 8 – CARGAS FATORIAIS NA COMPOSIÇÃO DOS FATORES

Variável	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 7	Fator 8	Fator 9
NP	-0,0065	0,2524	0,1093	-0,0239	0,8815	0,1714	0,0038	0,0300	0,0258
HP	-0,0351	0,0916	0,1876	0,0513	0,8047	0,2923	0,1324	0,1850	0,1545
DCT	0,1556	0,3851	0,1621	-0,5508	-0,0397	-0,0500	0,2004	-0,0655	-0,4872
IRC	-0,1266	0,1231	0,1528	-0,0596	0,1973	0,8575	0,2337	-0,0019	0,1193
SRC	0,0005	0,0983	0,1976	0,8957	0,0659	0,0484	-0,0294	0,0286	-0,0840
CNC	0,0106	0,2556	0,1060	0,0919	0,2789	0,7702	-0,1753	0,0361	-0,1394
AA	0,0239	0,0791	-0,0015	-0,2062	-0,3232	0,3607	0,7160	0,1879	-0,0219
QR	0,7244	-0,0129	0,1244	0,3819	-0,1946	-0,1121	-0,0070	0,3587	0,0485
QFC	0,3248	0,1038	0,1867	-0,0407	0,1584	-0,0100	0,0741	0,0145	0,8146
DQ	0,8787	-0,1288	0,0773	0,0265	0,1440	-0,0314	0,0434	-0,2729	0,2034
SQ	0,8853	-0,1689	0,1408	-0,0174	-0,0288	0,0074	0,1057	-0,0750	-0,1327
AQ	-0,1018	0,2355	-0,2674	-0,0966	0,0231	0,2929	0,1670	0,7501	-0,0218
CSQ	0,7825	-0,0646	0,1932	-0,1316	-0,0680	-0,0496	0,0420	-0,1261	0,4318
OTD	-0,1250	0,7735	-0,0381	-0,1112	0,0449	0,1755	-0,2040	0,0750	0,1702
CQ	0,0919	-0,0255	0,0349	0,8816	-0,0466	-0,0465	-0,0398	-0,1776	0,0098
DI	-0,2069	-0,0279	-0,1295	-0,1201	0,3500	-0,2739	-0,2353	0,6860	0,0491
ESL	-0,0860	0,8581	-0,1034	0,0775	0,1846	0,0416	0,2608	0,0334	-0,0333
CSL	-0,1274	0,9218	-0,0651	0,0390	0,1196	0,1435	0,0559	0,0698	-0,0811
DTA	0,1735	-0,0060	0,8759	0,2466	-0,0201	0,1450	-0,1074	0,0237	0,0896
SRT	0,1703	-0,0135	0,8344	-0,1141	0,2289	0,1931	0,0251	-0,1965	0,1400
ATF	0,0905	-0,1617	0,8971	0,0896	0,0989	-0,0443	0,0661	-0,1330	-0,0284
CSTL	0,1388	0,0456	-0,0150	-0,0078	0,2787	-0,1011	0,8365	-0,1171	0,0485

FONTE: Da análise

NOTA: Matriz das cargas fatoriais após Rotação *Varimax*.

Esta tabela mostra os pesos dos fatores comuns nas variáveis após realizada à rotação. Sendo que o primeiro fator rotacionado tem a seguinte expressão:

$$y_1 = - 0,0065 * NP - 0,0351 * HP + 0,1556 * DCT - 0,1266 * IRC + 0,0005 * SRC + 0,0106 * CNC + 0,0239 * AA + 0,7244 * QR + 0,3247 * QFC + 0,8787 * DQ + 0,8853 * SQ - 0,1018 * AQ + 0,7825 * CSQ - 0,1250 * OTD + 0,0919 * CQ - 0,2069 * DI - 0,0860 * ESL - 0,1274 * CSL + 0,1735 * DTA + 0,1703 * SRT + 0,0905 * ATF + 0,1388 * CSTL$$

onde os valores das variáveis da equação são padronizados, subtraindo as suas médias e dividindo pelo respectivo desvio padrão.

Como a carga fatorial representa a correlação entre a variável original e o fator, é importante determinar o nível de significância para a interpretação das cargas fatoriais.

Conforme visto na seção 2.2.8.2 deste trabalho, como regras práticas, têm que a carga fatorial mínima significativa é 0,30. Cargas em 0,40 são consideradas mais importantes e acima de 0,50 são consideradas significantes. Porém, em uma amostra de tamanho 50 entradas, somente podem ser consideradas significantes as cargas fatoriais iguais ou maiores que 0,75. Desta forma, a opção foi utilizar o corte em 0,70.

As variáveis com maiores pesos são aquelas mais correlacionadas com o fator (MINGOTI, 2005), e essas estão destacadas em vermelho na TABELA 8 para facilitar a visualização.

A seguir, apresentam-se os planos fatoriais entre os fatores. A análise visual possibilita avaliar a relevância de cada variável na formação de cada fator, e contribui para o conhecimento da estrutura das inter-relações das variáveis, proporcionando uma melhor compreensão do comportamento das mesmas.

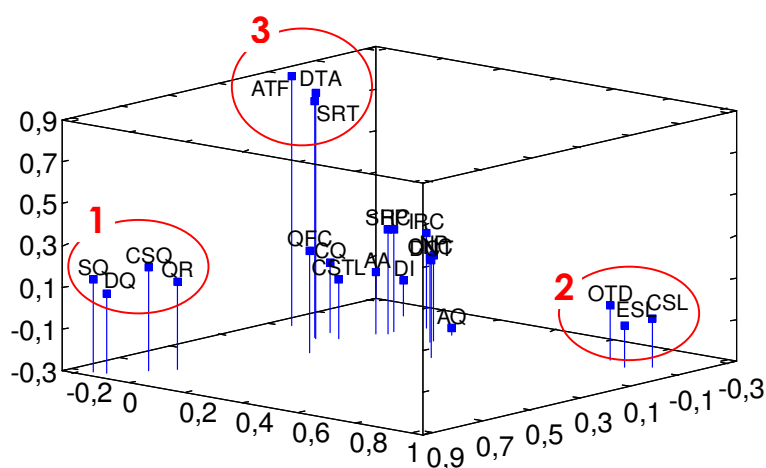
O objetivo dos planos fatoriais não é relacionar dois fatores separadamente, mas, sim, representar as variáveis num plano bidimensional para melhor analisar o comportamento delas.

No GRÁFICO 2 em perspectiva 3D, pode-se ver a representação gráfica de todas as variáveis em relação à origem, onde percebe-se algumas aglomerações que formaram cada fator.

Quanto mais distante da origem das coordenadas estiver a variável, maior é a significância da mesma para a formação do fator, ou seja, quanto mais próxima ao círculo unitário maior é sua representatividade.

Assim pode-se perceber claramente a formação dos três primeiros fatores e as áreas em estudo que mais influenciaram na sua formação. Nota-se que o fator 1 é formado pela área da qualidade, o fator 2 pela área de logística e o fator 3 é formado pela área de tecnologia.

GRÁFICO 2 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA EM 3D DAS AGLOMERAÇÕES DOS FATORES



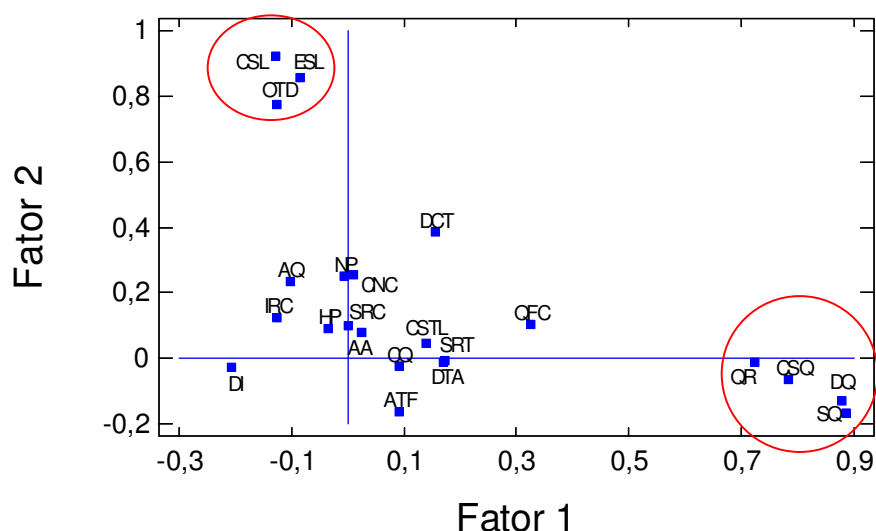
FONTE: Da análise

Segue-se então em um estudo individualizado dos fatores, suas variáveis mais representativas e as suas contribuições para explicar o contexto do estudo. As variáveis representativas em cada fator estão destacadas por meio de círculos para facilitar a visualização.

O plano fatorial do GRÁFICO 3 apresenta os fatores 1 e 2. No eixo das abscissas tem-se o primeiro fator (fator 1), que representa 20,77% da variabilidade total

do conjunto de dados. A variável mais significativa para esse fator é a SQ, a qual questiona a medida do grau de adequação do sistema da qualidade do fornecedor às normas internacionais, em seguida estão as variáveis DQ, que é a medida da eficácia do fornecedor na oferta e atendimento a garantias, a CSQ, que é a medida da agilidade, qualidade e eficácia das ações e respostas do fornecedor às reclamações de qualidade (RO's e RNC's), e a QR, que é o índice de lotes de materiais recebidos sem restrições de qualidade e a totalidade de lotes de materiais recebidos no período.

GRÁFICO 3 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 1 *versus* FATOR 2



FONTE: Da análise

Tais variáveis são as que se encontram mais distantes da origem das coordenadas. Pode-se observar que esse fator agregou variáveis relacionadas às ações que envolvem o sistema e gerenciamento da qualidade dos fornecedores. É um resultado preliminar, mas que confirma a natureza do instrumento de coleta de dados, pois este se aplica visando principalmente a qualidade dos produtos e serviços prestados pelos fornecedores à organização.

Observando o mesmo gráfico, tem-se no eixo das ordenadas o segundo fator (fator 2), que explica 17,35% da variabilidade dos dados e é representado pelas variáveis CSL (Cooperação em Logística), ESL (Estratégia e Sistemas Logísticos) e ODT (Cumprimento de Prazo de Entrega). Estas variáveis apresentaram as mais altas cargas fatoriais, estando mais fortemente relacionadas com o fator.

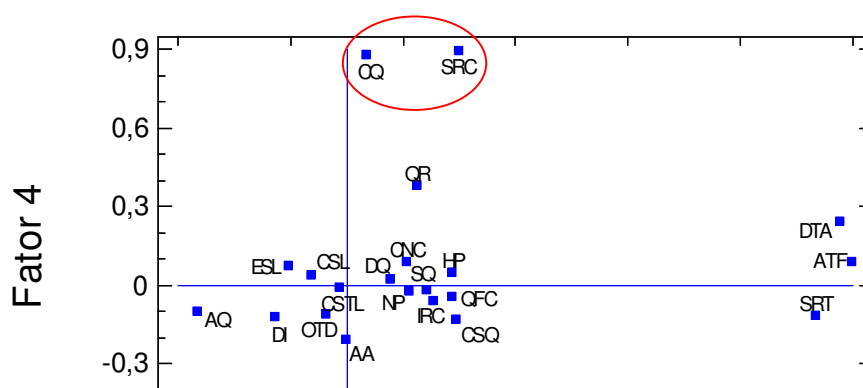
As três variáveis destacadas nesse fator estão relacionadas ao comprometimento do fornecedor com a logística / entregas de seus insumos em relação aos prazos / quantidades firmados com a organização.

As demais variáveis não estão influenciando fortemente na explicação dos dois primeiros fatores, pois se encontram muito próximas à origem das coordenadas.

O plano fatorial do GRÁFICO 4 apresenta os fatores 3 e 4. O terceiro fator (fator 3) representado no eixo das abscissas, contribui com 11,077% da explicação da variabilidade dos dados. Esse fator é representado pelas variáveis AFT (Adequação à tecnologia do futuro), DTA (Desempenho Tecnológico Atual) e SRT (Satisfação de Requisitos Técnicos). Ambas investigaram o grau de desenvolvimento quanto à infraestrutura tecnológica do fornecedor, que verifica sua adequação atual e futura em relação às tecnologias mandatórias para suas atividades.

No eixo das ordenadas encontra-se o quarto fator (fator 4), que explica 8,701% da variabilidade dos dados e é representado pelas variáveis SRC (Satisfação requisitos estratégicos Custos) e CQ (Cumprimento de Quantidade). Este fator mesclou variáveis de dois seguimentos, o Logístico e Suprimentos, mas com um objetivo único, produzir o necessário, sem a imposição de lote mínimo de produção, por um preço considerado satisfatório pela organização.

GRÁFICO 4 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 3 *versus* FATOR 4



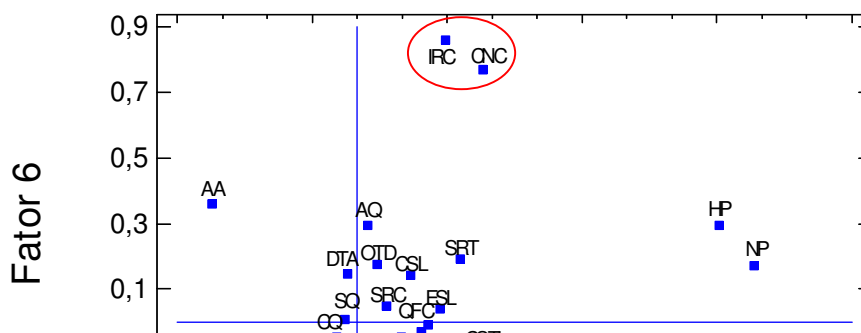


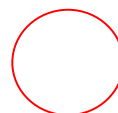
FONTE: Da análise

O plano fatorial do GRÁFICO 5 apresenta os fatores 5 e 6. O quinto fator (fator 5), no eixo das abscissas, contribui com 7,542% da explicação da variabilidade dos dados. Esse fator é representado pelas variáveis NP (Nível de Preços) e HP (Histórico de Preços). Ambas as variáveis desse fator, verificam a comparação média dos preços do fornecedor com sua concorrência nacional e internacional.

O sexto fator (fator 6), no eixo das ordenadas, explica 6,121% da variabilidade dos dados e é representado pelas variáveis IRC (Iniciativa para Redução de Custo) e CNC (Cooperação em negociação). Essas variáveis são as medidas da disposição e flexibilidade do fornecedor para disponibilizar sua planilha de custos dos materiais fornecidos à organização e negociar preços e condições de pagamentos.

GRÁFICO 5 – REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DO FATOR 5 *versus* FATOR 6





FONTE: Os Autores

FONTE: Da análise

O sétimo, oitavo e nono fatores (fator 7, fator 8 e fator 9) (não representados graficamente), contribuem com 5,271%, 4,541% e 4,087% respectivamente, para a explicação da variabilidade dos dados. Sendo o fator 7 representado pelas variáveis CSTL (Cooperação Tecnológica), AA (Aspectos Ambientais), o fator 8 pela variável AQ (Acordos da Qualidade), e o fator 9 pela variável QFC (Qualidade na Fábrica e Campo), juntando também duas áreas do instrumento de coleta de dados, a área da qualidade e a da tecnologia. Ambos os fatores evidenciam a necessidade de o fornecedor dispor de meios de gerenciamento para as diversas áreas, mas principalmente a da qualidade, que tem influência direta no sistema de produção.

Assim, utilizando as representações gráficas, pode-se nomear tecnicamente os fatores para que esses façam uma interpretação técnica das variáveis a que se referem. Nota-se que cada fator tem uma interpretação técnica dentro do instrumento de coleta de dados, fazendo referência a uma área ou dispositivo exigido pela organização de seu fornecedor. Assim fora nomeado tecnicamente cada fator conforme TABELA 9 a baixo.

TABELA 9 – INTERPRETAÇÃO TÉCNICA DOS FATORES

Fator	Variáveis Correspondentes	Autovalor	% da Variância	Interpretação para o Fator
1	QR; DQ; SQ; CSQ	4,570	20,775	QUALIDADE

2	OTD; ESL; CSL	3,818	17,355	LOGÍSTICA
3	DTA; SRT; ATF	2,437	11,077	TECNOLOGIA
4	SRC; CQ	1,914	8,701	CONCORRÊNCIA ATIVA
5	NP; HP	1,659	7,542	PREÇO
6	IRC; CNC	1,347	6,121	NEGOCIAÇÃO
7	AA; CSTL	1,160	5,271	ADEQUACIDADE AS NORMAS
8	AQ	0,999	4,541	REQUISITOS ESPECÍFICOS
9	QFC	0,899	4,087	PARADAS DE LINHA (RNC's)

FONTE: Os autores

Podem-se interpretar os principais fatores da seguinte forma:

- 1) **QUALIDADE:** este fator indica do grau de satisfação da organização em relação aos índices de lotes de materiais recebidos sem restrições de qualidade apresentando um sistema da qualidade adequado às exigências com atendimento as garantias exigidas e eficácia nas ações e respostas às não-conformidades surgidas;
- 2) **LOGÍSTICA:** é o grau de cooperação do fornecedor em apresentar soluções logísticas à organização para o cumprimento de prazos de entrega de seus insumos ou serviços, trazendo melhorias na relação entre a organização e seus clientes;
- 3) **TECNOLOGIA:** indica o grau de desenvolvimento tecnológico atual do fornecedor, e verifica sua adequação às tecnologias futuras mandatórias para o desenvolvimento das atividades firmadas com a organização;
- 4) **CONCORRÊNCIA ATIVA:** indica o grau de passividade do fornecedor em manter a satisfação da organização nos requisitos estratégicos de custos e cumprimento de quantidade. Quanto mais ativo, melhor será para as partes envolvidas;
- 5) **PREÇO:** mostra o nível histórico e atual de preços oferecido pelo fornecedor a organização em relação ao seu concorrente;

- 6) **NEGOCIAÇÃO**: indica a cooperação e iniciativa do fornecedor para a redução de custo, oferecendo alternativas e negociando novas proposta de mercado para compras de matéria-prima;
- 7) **ADEQUACIDADE AS NORMAS**: mede o grau de adequacidade do fornecedor em relação às normas, tanto tecnológicas quanto de certificações (normas ambientais, por exemplo).

Os resultados são esclarecedores. A análise do primeiro fator mostrou que sozinho é capaz de explicar as diferenças entre duas aglomerações, essencialmente através das variáveis agrupadas do quesito “qualidade” verificado pelo instrumento de coleta de dados. Fica evidente que, fornecedores com alto índice de qualidade em seus insumos, aliado as variáveis do segundo fator gerado essencialmente pelo quesito “logística”, de certa forma serão melhores ranqueados. A explicação para tal resultado deve ser encontrada na estrutura de gerenciamento dos dispositivos de qualidade oferecidos pelo fornecedor à organização e o cumprimento de suas metas.

Num esforço de interpretação prática dos fatores detectados pela análise fatorial, fez-se o ranqueamento dos cinqüenta fornecedores contidos na matriz de dados.

Devido à natureza deste trabalho (TCC), os fornecedores serão tratados por números de 1 a 50, onde seus nomes de registro no dispositivo da lei serão conhecidos apenas pela organização que forneceu os dados. E por motivos éticos, os fornecedores serão ranqueados com notas de 40 a 90, onde nenhum fornecedor receberá nota menor que 40 e nem maior que 90.

Fazendo uso dos resultados da análise fatorial, mais especificamente da tabela de escores fatoriais e a tabela de autovalores e autovetores, calculou-se, em planilha Excel, os escores brutos de cada fornecedor da seguinte forma:

$$ESCB = \sum \lambda_i . Fi / \sum \lambda ; i = 1...n$$

A partir do cálculo dos escores brutos de cada fornecedor, foi possível o ranqueamento atribuindo notas de 40 a 90, conforme já mencionado, a cada fornecedor participante do instrumento de coleta dados, com a seguinte expressão:

$$ESC_{Fornecedor} = 90 - \left(\frac{(\max .Escor Bruto - Escor Fatorial) * (90 - 40)}{\max .Escor Bruto - \min .Escor Bruto} \right)$$

Com os dados obtidos foi possível atribuir postos de ranqueamento para cada fornecedor apresentados na TABELA 10.

O fornecedor denominado 18 é o melhor ranqueado entre todos. Nota-se que este fornecedor é o que tem o maior peso do fator 1, e sendo o fornecedor denominado 49 o último ranqueado, tendo seu pior desempenho exatamente no fator 1, deixando evidente que esse fator, que explica sozinho 20,77% da variabilidade dos dados, é responsável direto pelo ranque que o fornecedor desfrutará.

TABELA 10 – RANQUEAMENTO DOS CINQUENTA FORNECEDORES

Fornecedor	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Fator 7	Fator 8	Fator 9	Escore Bruto	ESCf	Posto
18	3,900	1,633	4,383	0,512	2,571	2,009	1,888	-0,992	1,311	2,397	90,00	1º
33	3,559	2,003	3,492	0,797	2,775	0,582	-0,504	-1,645	0,522	1,998	86,71	2º
4	3,396	-0,038	3,147	1,869	0,712	1,038	1,738	-1,196	1,994	1,692	84,18	3º
16	3,234	-0,305	1,740	1,619	1,542	3,580	2,100	-2,532	1,313	1,565	83,13	4º
23	3,647	0,959	2,833	1,600	-1,845	1,116	-1,183	-1,287	1,044	1,437	82,08	5º
46	0,523	2,418	1,308	-1,939	2,909	2,891	1,676	1,469	-0,006	1,235	80,41	6º
17	2,495	0,964	3,061	0,945	-0,810	-0,843	2,131	-2,358	0,440	1,191	80,05	7º
28	0,777	1,117	2,819	2,251	1,914	0,837	-0,954	-1,183	1,016	1,166	79,84	8º
38	-0,992	2,400	2,409	0,424	2,005	2,142	1,523	1,568	-0,362	1,092	79,23	9º
3	-0,701	1,953	-0,369	1,571	3,738	0,756	0,445	2,559	1,016	0,934	77,93	10º
50	0,319	2,395	0,264	-2,581	1,978	2,940	1,599	1,895	0,167	0,928	77,88	11º
1	2,375	1,472	-0,736	-0,344	0,522	-0,830	0,741	1,827	0,269	0,888	77,55	12º
45	1,025	1,737	0,764	-4,612	2,445	2,263	1,891	1,830	0,301	0,837	77,13	13º
6	3,381	0,367	1,656	0,301	-3,588	1,079	2,169	-3,479	-0,416	0,831	77,08	14º
25	1,893	-0,900	1,551	1,293	-0,226	0,394	1,389	-0,677	1,089	0,720	76,16	15º
9	-0,584	1,796	-0,512	1,726	2,300	1,546	0,229	-0,127	0,902	0,696	75,97	16º

39	-1,415	3,748	-0,968	0,121	0,461	2,514	0,061	1,693	-0,451	0,597	75,15	17°
24	3,420	-1,479	0,773	0,629	-1,029	-1,029	1,499	-1,198	-0,058	0,557	74,81	18°
27	3,493	-6,293	3,898	1,734	1,476	1,985	1,017	-1,084	0,415	0,550	74,76	19°
36	3,455	0,760	-1,905	0,410	1,216	-3,905	-1,062	-1,025	0,365	0,514	74,46	20°
12	-1,359	3,682	-1,286	0,102	0,063	1,982	-0,155	1,636	-0,435	0,465	74,06	21°
37	0,420	1,345	1,638	-0,905	2,023	-2,145	-0,359	-0,878	-0,168	0,444	73,88	22°
14	-2,839	2,868	0,555	0,240	1,217	2,051	1,582	1,425	-0,957	0,371	73,28	23°
22	0,354	-0,679	2,352	1,395	-0,082	-2,453	0,380	-0,503	1,746	0,292	72,63	24°
47	0,841	0,543	0,537	-3,983	-0,047	1,678	1,304	1,074	0,310	0,247	72,26	25°
2	-2,998	3,112	-3,294	0,528	3,361	2,228	0,144	1,873	0,701	0,128	71,28	26°
8	-3,554	1,291	-0,313	0,486	3,502	2,502	0,022	2,361	1,133	0,077	70,85	27°
13	3,525	-1,708	1,459	0,543	-4,805	-1,161	1,457	-3,749	-1,291	0,076	70,85	28°
42	3,028	-1,837	1,343	-4,498	-0,770	-1,443	0,843	-0,109	0,450	-0,025	70,02	29°
20	-2,188	1,844	0,690	1,678	-1,101	0,490	-2,114	0,595	0,371	-0,040	69,89	30°
34	1,851	-4,844	4,043	2,376	0,052	-1,493	-2,453	-1,415	0,755	-0,060	69,72	31°
15	-2,323	2,067	-2,487	0,916	2,251	0,066	-0,751	0,867	1,104	-0,118	69,24	32°
11	-1,487	0,631	-1,388	1,023	-0,762	1,754	0,459	0,807	-0,060	-0,182	68,72	33°
32	0,334	-2,092	3,147	2,328	-0,901	0,708	-7,120	-0,584	-0,089	-0,202	68,55	34°
5	0,224	-1,531	-0,618	1,424	-0,300	0,081	1,136	-1,406	-0,250	-0,229	68,33	35°
44	0,766	1,487	-3,232	-6,151	0,587	1,021	1,414	1,633	0,563	-0,231	68,31	36°
30	-1,202	-1,207	2,772	2,045	0,086	-2,132	-2,230	-0,754	0,253	-0,280	67,91	37°
35	3,403	-5,295	0,602	2,134	-0,247	-3,243	-1,346	-1,682	0,929	-0,335	67,46	38°
7	-2,336	1,143	-1,124	1,030	-1,103	-0,387	-0,006	2,357	0,177	-0,368	67,18	39°
31	-0,566	1,124	-4,621	1,402	-0,025	-1,946	-2,362	-0,345	0,320	-0,656	64,81	40°
26	-0,979	-3,362	1,135	1,510	-2,123	-1,237	-0,380	-0,278	0,465	-0,912	62,70	41°
43	1,865	-0,290	-2,537	-5,750	-2,822	-2,539	0,421	-0,312	0,003	-0,941	62,46	42°
29	2,173	-8,177	3,771	1,675	-0,950	-3,009	-3,636	-1,236	1,164	-1,006	61,92	43°
40	-2,391	-0,580	-4,100	0,721	-2,406	-0,421	-0,217	1,164	-0,662	-1,383	58,81	44°
19	-4,355	-0,227	-1,128	0,713	-1,224	-0,914	0,156	-0,210	-6,639	-1,671	56,43	45°
41	-5,221	1,542	-7,829	-0,089	-3,257	-2,652	-1,142	3,480	-1,921	-2,434	50,13	46°
48	-7,419	0,547	-0,824	-5,324	-0,242	0,867	-0,076	-1,024	-1,800	-2,446	50,04	47°
10	-6,635	0,663	-8,789	0,725	-4,569	-2,263	-1,781	3,531	-5,052	-3,272	43,22	48°
21	4,182	11,316	-4,812	-1,537	-8,191	-8,279	-0,658	-1,771	0,864	-3,470	41,58	49°
49	12,314	2,547	-5,268	-5,078	1,717	1,224	-0,928	-0,602	-2,856	-3,662	40,00	50°

FONTE: Da análise

Assim, sucessivamente, estão ranqueados os fornecedores de maneira que o fator 1, com as suas quatro (04) variáveis mais significativas situadas no quesito qualidade do instrumento de coleta de dados, foi diretamente responsável pelo escore

de ranqueamento, o que implica em quanto melhor a qualidade do fornecedor, melhor foi o seu ranqueamento.

5 CONCLUSÕES

O objetivo principal desse trabalho é o ranqueamento de fornecedores segundo um banco de dados fornecido por uma organização empresarial, colaborando, dessa forma, para o alcance de melhores níveis de qualidade nos insumos e serviços por eles fornecidos. Esse ranqueamento é apresentado na TABELA 10 com os postos dos 50 fornecedores.

A organização e seus fornecedores, como parceiros de trabalhos e envolvidos diretamente nos processos, são as pessoas, na forma de instituição, mais capacitadas para analisar criticamente, fazer mudanças e tomar decisões, no sentido de promover melhorias nos processos utilizando-se dos resultados deste trabalho.

No que tange a organização, essa deve avaliar meios de premiação dos melhores fornecedores, dando a esses o devido trato em relação ao estreitamento da parceria, que, a vista deste trabalho, têm mantido os compromissos firmados com a organização, e deve ela também promover meios de alavancar os fornecedores não tão bem ranqueados, dando a esses a oportunidade de avaliar suas deficiências.

No que se refere aos fornecedores, esses devem avaliar suas pontuações, fazendo uma avaliação crítica de seu comprometimento com a organização, mantendo os pontos fortes e reajustando os pontos fracos dentro dos quesitos do instrumento PAF, sendo este o sistema de avaliação conhecido e aceito como avaliador do seu desempenho anual, dentro dos critérios estabelecidos para o estreitamento da parceria buscada por ambos.

Quanto ao instrumento de coleta de dados, esse se mostrou eficiente, e mesmo contendo notas subjetivas, em nada impediu a aplicação das técnicas estatísticas prevista neste trabalho. Devendo apenas a própria organização reavaliar os

questos, dando ênfase à área de qualidade, pois esta se mostrou de suma importância na elaboração dos fatores, e foi decisiva para o ranqueamento dos fornecedores.

A análise multivariada como ferramenta de gerenciamento de fornecedores visando um relacionamento com vantagem competitiva, mostrou-se eficiente, tanto na elaboração dos fatores quanto nas cargas fatoriais, essenciais para o ranqueamento e esclarecendo o nível de adequacidade do instrumento de coleta de dados.

Através de entrevistas pessoais com colaboradores da organização envolvidos nos processos das quatro áreas investigadas pelo instrumento de coleta de dados, notou-se que as percepções quanto aos fornecedores, estão alinhadas ao ranqueamento promovido pelo presente trabalho. Em comparação com as respostas dadas nas entrevistas, aconteceram poucas distorções apenas quanto às últimas colocações, o que é perfeitamente compreensivo pela natureza das questões da pesquisa, que contém notas extraídas diretamente do sistema operacional SAP sem que estas tenham interferências de colaboradores da organização.

Com base nos resultados disponibilizados pela presente pesquisa, a organização poderá tomar conhecimento dos aspectos em que se observou um nível de erros maior por parte dos fornecedores, e direcionar suas atenções para essas variáveis, as quais mostram oportunidades de melhoria, com o objetivo de aprimorar suas atividades e buscar satisfazer as necessidades e expectativas dos fornecedores.

A busca por melhores resultados nessa parceria não é tarefa apenas da organização. É necessária cooperação e interesse dos envolvidos no processo, num esforço conjunto, que ofereça condições para que as melhorias possam ocorrer continuamente.

Em aplicações futuras, será possível utilizar as análises deste trabalho para gerar um ranqueamento de modo a determinar os melhores fornecedores em cada um dos fatores, obtendo o escore individualizado dentro de cada grupo de variáveis que compõe cada fator.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CHAVES NETO, ANSELMO. **Análise Multivariada I e II. Notas de aula** – Curso de Graduação em Estatística, Universidade Federal do Paraná, 2008.

FERREIRA, Jr., S.; BAPTISTA, A. J. M. S.; LIMA J. E. **A modernização agropecuária nas microrregiões do Estado de Minas Gerais**. Revista de Economia e Sociologia Rural, Brasília, 2004.

GONTIJO, C. & AGUIRRE, A. **Elementos para uma tipologia do uso do solo agrícola no Brasil: uma aplicação da Análise Fatorial**. Rio de Janeiro: Revista Brasileira de Economia, v. 42, n. 1, p. 13-49. jan./mar. 1988.

HAIR Jr., J.F; **Multivariate Data Analysis**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. [S.l.]: Prentice-Hall, 1992.

KENDALL, M. G. **A Course in Multivariate Analysis**. Griffin, London, 1963.

LIMA, J. D. **A análise Econômico-financeira de Empresas Sob a Ótica da Estatística Multivariada**. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Setores de Tecnologia e de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2002.

LÍRIO, G. S. W., **Métodos Multivariados: uma metodologia para avaliar a satisfação dos clientes da RBS-TV na região noroeste do estado do RS**. 2004. 95 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2004.

LOPES, L. F. D. **Análises de componentes principais aplicada à confiabilidade de sistemas complexos**. 2001. 138 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2001.

MERLI, G. **A nova estratégia de suprimentos**. R. Janeiro: Qualitymark, 1994.

MARTINS, Rodrigo. **Estratégia de Compras na Indústria Brasileira de Higiene Pessoal e Cosméticos: Um Estudo de Casos**. 2005: Dissertação (Mestrado) – Instituto Coppead, UFRJ, Rio de Janeiro, 2005.

MINGOTTI, S.A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada: Uma Abordagem Aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

MORRISON, D.F. **Multivariate Statistical Methods**. New York: McGraw-Hill, 2d ed., 1976. 307p.

Müller, Sonia I.M.G., **Programa de Técnicas Integradas para Análise e Avaliação de Fornecedores**, Dissertação (Doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia), Curitiba, Universidade Federal do Paraná - 2007.

PASCHOAL, T.; TAMAYO, Á. **Validação da escala de estresse no trabalho**. Estudos de Psicologia, 2004.

PLA, L. E. **Análisis Multivariado: Método de Componentes Principales**. Secretaria General de la Organización de estados americanos. Washington, 1986.

SCREMIN, M.A.A. **Método para seleção do número de componentes principais com base na lógica difusa**. 2003. 124f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2003.

SLACK, N. et al. **Administração da Produção: São Paulo**: Atlas 1999.

SPEARMAN, C. “**General Intelligence**”, **Objectively Determined and Measured**. American Journal of Psychology, USA, 1904

SPSS - **Statistical Package for the Social Sciences**. Base 10.0 User's Guide. Chicago: SPSS, 1999.

VELICER, W. F.; JACKSON, D. N. **Component analysis versus common factor analysis: some issues in selecting an appropriate procedure**. Multivariate Behavioral Research, v. 25, p. 1-28, 1990.

ANEXOS

1 Survey

O *survey* é um estudo feito através de questionário, para embasar a viabilidade técnica e financeira de um projeto. As informações do *survey* são obtidas a partir do levantamento prévio, do qual os profissionais verificam a adequação do fornecedor em relação às necessidades para fabricação de um insumo ou fornecimento de um serviço, e tomam nota das condições do parque industrial instalado do fornecedor. Posteriormente, é feito um manual descritivo daquilo que será uma prévia do projeto. Esse manual aponta a adequação do ferramental e máquinas a serem utilizados, suportes dado a produção local, logística interna e externa, etc. Todas essas informações são acompanhadas dos seus quantitativos aproximados.

A realização de um *survey* é um processo importante para a organização que pretendem uma transparência em suas redes de fornecimento de insumos, pois garante informações confiáveis para formulação de proposta aos seus clientes.

2 PAF (Programa de Avaliação de Fornecedores)

Como parte de sua Política da Qualidade, a Organização (a qual forneceu os dados para este trabalho), estabelece com seus fornecedores um processo de parceria denominado Programa de Parceria com Fornecedores (PPF), cujo objetivo é manter e desenvolver relacionamentos de longo prazo e gerar benefícios mútuos.

O PPF foi criado em 1991 e, atualmente, é suportado por três métodos de trabalho baseados na excelência de gestão: o primeiro se refere à diretriz mundial da Organização para fornecedores que estabelece regras e ferramentas para a gestão; o segundo é o conjunto de normas ISO (ISO 9001:2000 e ISO 14001:2002); e por fim, os Critérios de Excelência disseminados pela Fundação Nacional da Qualidade (FNQ). Esses três métodos garantem o alinhamento da Organização no Brasil com diretrizes e padrões reconhecidos mundialmente, e proporcionam visibilidade dos fornecedores nacionais no exterior.

O processo tem início com a etapa de Homologação de Fornecedores, onde o desempenho do candidato a fornecedor é averiguado, abrangendo aspectos como instalações, capacidade produtiva, situação financeira e fiscal, qualidade, tecnologia, logística, destinação de resíduos, cumprimento da legislação pertinente e obediência da legislação trabalhista, garantindo respeito e direitos dos colaboradores.

Uma vez estabelecida à relação comercial, em cada transação com a Organização, o fornecedor passa por uma avaliação de prazo, preço, qualidade e tecnologia, sem perder a agilidade do negócio. Essas avaliações são consolidadas trimestralmente dentro de um processo chamado PAF – Programa de Avaliação de Fornecedores, o qual é conduzido pelos administradores de fornecedores e tem como um de seus objetivos o estreitamento da parceria.

Por reconhecer a importância da gestão de fornecedores na organização, a empresa busca com o PAF e PPF a valorização do relacionamento, o desenvolvimento de uma cultura de excelência nos aspectos da qualidade e meio ambiente, além da promoção de uma parceria verdadeira, com possibilidade de crescimento mútuo.

3 SAP (*Systems, Applications and Products in Data Processing*)

SAP (*Systems, Applications and Products in Data Processing*, em português, Sistemas, Aplicativos e Produtos para Processamento de Dados), é uma empresa alemã criadora do Software de Gestão de Negócios de mesmo nome.

O SAP R/3 é uma versão desse sistema que oferece um conjunto de módulos com diversas aplicações de negócio. Os módulos são integrados e contém a maior parte das funcionalidades necessárias às grandes corporações, incluindo manufatura, finanças, vendas, distribuição e recursos humanos. Cada módulo é responsável por mais de 1000 processos de negócio, cada um deles baseado em práticas consagradas no mundo dos negócios. A configurabilidade do sistema é tornada possível por 8000 tabelas que administram desde a estrutura corporativa até a política de desconto oferecida aos clientes. O sistema oferece o processamento de informações em tempo

real ao longo da empresa onde estiver implementado. O sistema é considerado um best-seller no mundo dos negócios.

4 FNQ (Fundação Nacional da Qualidade)

A FNQ – Fundação Nacional da Qualidade é o maior centro brasileiro de estudo, debate e irradiação de conhecimento sobre excelência em gestão. Há 16 anos, a entidade promove a qualidade da gestão empresarial, contribuindo para o aumento da competitividade das organizações e do Brasil.

Os Critérios de Excelência da FNQ constituem um modelo sistêmico de gestão adotado por inúmeras organizações de classe mundial. São construídos sobre uma base de conceitos fundamentais, essenciais à obtenção da excelência do desempenho.

O Modelo de Excelência da Gestão (MEG), em função de sua flexibilidade e, principalmente, por não prescrever ferramentas e práticas de gestão específicas, pode ser útil para a avaliação, o diagnóstico e o desenvolvimento do sistema de gestão de qualquer tipo de organização.

Utilizando os Critérios de Excelência como referência, uma organização pode realizar uma auto-avaliação e obter um diagnóstico da gestão organizacional, além de poder se candidatar ao Prêmio Nacional da Qualidade (PNQ).

Quadro de Dados

Forn	S-Suprimentos						Q-Qualidade							L-Logística				T-Tecnologia				
	Np	Hp	Dct	Irc	Src	Cnc	Aa	Qr	Qfc	Dq	Sq	Aq	Csq	Otd	Cq	DI	Esl	Csl	Dta	Srt	Aff	Cstl
1	75	80	90	50	100	75	78	100	100	95	95	100	100	86	99	94	88	90	90	90	85	90
2	100	100	40	75	100	90	60	94	100	83	80	100	82	93	98	82	93	95	83	89	80	86
3	100	100	30	60	100	80	70	99	100	90	90	100	80	88	99	94	95	95	90	90	90	92
4	75	76	30	80	100	80	100	100	100	100	95	1	100	85	100	81	90	90	95	95	95	100
5	75	75	40	75	100	75	78	94	81	90	90	1	90	45	99	75	90	90	90	90	85	90
6	50	50	90	80	100	85	100	100	100	95	95	1	95	75	99	55	90	90	90	95	90	90
7	50	75	40	60	100	70	80	96	94	80	85	100	80	92	98	92	90	93	94	88	88	88
8	90	100	40	80	100	100	70	93	100	85	66	100	85	84	96	92	80	85	90	90	90	90
9	90	90	30	75	100	90	70	97	100	90	90	1	80	90	99	81	95	95	90	90	85	90
10	50	50	40	50	100	70	70	100	1	70	80	100	70	87	95	92	90	92	82	70	80	75
11	70	70	50	80	99	90	80	95	100	85	85	100	80	77	99	75	85	85	93	85	85	85
12	75	75	80	75	99	90	80	99	100	85	85	100	80	97	99	81	95	100	91	91	82	75
13	50	50	90	50	100	70	95	98	69	95	95	1	100	85	100	54	70	75	95	90	90	95
14	80	80	80	80	98	90	80	97	97	75	80	100	75	78	99	81	95	100	92	92	92	95
15	100	80	40	70	100	80	50	98	100	90	70	1	85	91	96	90	90	95	90	85	80	90
16	90	100	40	100	98	90	100	100	100	100	100	1	90	82	100	56	80	80	90	90	90	90
17	75	75	80	50	100	60	100	100	100	95	85	1	95	80	100	65	95	95	95	95	95	95
18	95	95	80	95	100	70	100	100	100	100	100	1	100	96	100	81	90	90	96	95	96	90
19	75	75	100	50	100	75	90	96	1	80	90	1	50	57	100	81	90	90	90	90	90	80
20	60	75	50	75	100	75	70	100	100	80	80	1	80	99	100	85	95	95	95	90	90	60
21	20	40	40	20	80	20	75	100	100	100	100	1	100	42	100	83	30	30	80	80	85	85
22	85	85	40	50	99	25	100	100	100	90	80	1	90	89	100	81	90	80	95	95	95	80
23	60	50	50	77	100	95	75	100	100	100	100	1	100	93	100	81	95	95	98	95	91	70
24	60	75	80	60	100	75	90	100	100	100	100	1	90	68	100	81	80	80	90	90	90	95
25	75	75	40	90	100	60	100	100	100	90	100	1	90	77	99	81	90	80	92	92	92	88
26	50	75	40	50	100	75	90	100	100	80	80	1	80	70	98	81	70	60	94	94	90	85
27	90	85	40	95	100	100	100	100	78	100	100	1	90	48	100	85	50	40	95	95	95	95
28	75	75	40	75	100	100	0	97	100	90	90	1	90	87	100	83	95	95	95	95	95	95
29	75	75	50	50	100	60	0	100	100	90	90	1	90	62	99	85	30	30	98	96	94	70
30	75	75	50	50	100	60	0	99	100	80	80	1	80	63	98	81	85	90	98	96	94	75
31	75	75	50	50	97	75	0	100	100	100	80	1	80	82	100	81	95	95	85	83	75	75
32	75	75	40	60	100	100	0	100	72	90	90	1	90	100	100	81	50	80	97	95	94	25
33	90	80	80	65	97	100	0	99	100	100	100	1	95	94	99	81	95	95	95	95	95	95
34	75	75	40	60	100	75	0	100	100	90	90	1	90	37	98	81	70	70	98	97	96	70
35	75	75	40	50	100	60	0	100	100	100	100	1	90	52	100	81	75	50	90	90	90	85
36	100	75	80	25	98	60	0	100	100	100	100	1	100	90	100	84	90	90	85	85	85	90
37	100	80	85	40	95	60	30	96	95	90	90	1	85	95	95	84	90	90	90	95	95	90
38	85	85	80	80	98	90	80	100	100	80	85	100	80	78	99	85	90	100	95	95	95	95
39	75	80	80	80	99	95	85	99	100	85	85	100	80	97	99	81	95	100	90	90	85	75
40	65	65	50	70	99	65	70	100	85	80	80	100	80	77	99	75	75	80	85	85	80	80
41	65	50	60	50	100	60	70	99	90	70	80	100	70	87	95	92	92	90	82	70	80	75
42	65	75	85	50	90	75	78	100	100	95	95	1	100	75	75	85	70	75	95	90	90	95
43	60	55	80	50	70	60	90	100	95	95	95	1	95	80	85	85	90	90	85	90	85	80
44	80	85	75	75	70	75	100	95	98	95	95	100	95	80	85	85	95	90	85	90	80	80
45	95	95	85	85	80	80	100	100	98	90	95	100	90	80	85	85	90	90	90	95	90	85
46	95	95	90	90	100	85	95	95	98	90	95	100	90	85	90	85	90	90	90	95	90	85
47	80	70	80	85	85	80	95	100	100	90	90	100	90	85	85	80	80	80	90	95	90	85
48	75	65	75	80	80	75	75	75	70	70	70	1	70	90	85	80	80	80	90	95	90	85
49	85	80	80	85	85	80	50	60	65	65	60	1	60	95	90	85	85	90	80	85	85	80
50	90	90	85	90	90	90	100	98	95	90	90	100	90	90	90	85	85	90	95	90	85	90